



Titre: Analyse automatique des images échographiques de la colonne
Title: vertébrale

Auteur: Florian Berton
Author:

Date: 2015

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Berton, F. (2015). Analyse automatique des images échographiques de la colonne
Citation: vertébrale [Master's thesis, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
<https://publications.polymtl.ca/1991/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/1991/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Farida Cheriet, & Catherine Laporte
Advisors:

Programme: Génie biomédical
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ANALYSE AUTOMATIQUE DES IMAGES ÉCHOGRAPHIQUES DE LA COLONNE
VERTÉBRALE

FLORIAN BERTON
INSTITUT DE GÉNIE BIOMÉDICAL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE BIOMÉDICAL)
DÉCEMBRE 2015

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

ANALYSE AUTOMATIQUE DES IMAGES ÉCHOGRAPHIQUES DE LA COLONNE
VERTÉBRALE

présenté par : BERTON Florian

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. MATHIEU Pierre-A., D. Sc. A., président

Mme CHERIET Farida, Ph. D., membre et directrice de recherche

Mme LAPORTE Catherine, Ph. D., membre et codirectrice de recherche

M. BOISVERT Jonathan, Ph. D., membre

DÉDICACE

À ma famille, mon amour, mes amis, ...

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d’abord à dire un merci particulier à ma directrice de recherche, Pr. Farida Cheriet, professeur à l’École Polytechnique Montréal, pour son soutien et ses conseils avisés qui m’ont toujours permis d’avancer et de progresser en m’ouvrant de nouvelles perspectives. Je la remercie chaleureusement d’avoir proposé et supervisé mon projet.

Je tiens également à remercier ma co-directrice, Pr. Catherine Laporte, professeur à l’École de technologie supérieure, pour son expertise et son aide qui m’ont été précieuses. Je la remercie pour le temps qu’elle m’a consacré, particulièrement lors de la rédaction. Son exigence m’a poussée à donner le meilleur de moi-même.

Je voudrais aussi remercier Philippe Debanné et Sebastien Grenier. Ils ont toujours répondu présents quand j’avais besoin d’aide ou de conseils.

Mes remerciements au Dr. Marie-Claude Miron, Radiologue à l’hôpital Sainte-Justine, pour le temps qu’elle a consacré à mon projet et sa disponibilité.

Un grand merci aux membres du laboratoire d’imagerie et de vision 4D de l’École Polytechnique pour leurs conseils, leur soutien moral, leur écoute et leur disponibilité. Le temps passé avec eux et toutes les discussions que nous avons eues, en particulier autour des lunchs, ont contribué à faire de ma maîtrise une expérience très agréable. Je remercie particulièrement Pierre-André Brousseau, Argyrios Christodoulidis, Anaïs Dume, Fantin Girard, Vân Phan Thanh, Olivier Pinon, j’ai apprécié leur compagnie et leur présence.

Merci à toute ma famille, mes parents, ma sœur et mon frère qui m’ont permis de vivre cette expérience mémorable et qui m’ont toujours soutenu.

Merci aussi à Mathieu Gaudron pour avoir pris du temps afin de m’aider dans mon projet en se portant volontaire pour l’étude de sa colonne vertébrale.

Finalement, je tiens à remercier de tout mon cœur Aurélie Pincemin pour son amour, sa présence, son soutien et son aide que j’ai particulièrement apprécié et m’ont permis d’avancer dans mon projet.

RÉSUMÉ

L'échographie est une modalité d'imagerie médicale généralement utilisée pour visualiser les tissus mous dans différentes applications cliniques. Cette technique est très avantageuse étant donné son faible coût, sa portabilité et surtout l'absence de rayons ionisants pour former des images. Cependant, le contenu de ces images est complexe et peut être difficile à interpréter même pour un expert. De plus, afin d'obtenir des images échographiques exploitables, un positionnement adéquat de la sonde est nécessaire lors de l'acquisition. Ces deux inconvénients sont encore plus importants lors de l'acquisition d'images de structures osseuses. Ces structures réfléchissent entièrement les ondes ultrasonores, créant ainsi des surfaces très brillantes et des ombres acoustiques en dessous d'elles, rendant ainsi leur interprétation encore plus complexe. Dans le cas d'une vertèbre, la surface de l'apophyse épineuse est tellement petite que sa brillance est particulièrement dépendante de l'orientation et de la position de la sonde. D'autre part, la forme complexe de la vertèbre rend la frontière de son ombre acoustique plus difficile à définir. Cependant l'utilisation de l'échographie de la colonne vertébrale à la place de radiographies lors du suivi clinique de patients atteints de scoliose pourrait réduire le cumul de radiation.

Plusieurs méthodes utilisant l'échographie ont été développées ces dernières années afin d'évaluer la scoliose ou de réajuster le corset pour des patients atteints de scoliose idiopathique adolescente (SIA). Ces méthodes requièrent des images de bonne qualité et une segmentation manuelle du contenu. Dans ce projet, nous proposons d'effectuer une analyse automatique des images échographiques vertébrales afin de comprendre le modèle de formation de ces images et de segmenter automatiquement les structures d'intérêt. Dans un premier temps, nous avons développé une méthode de segmentation automatique de l'apophyse épineuse et de l'ombre acoustique dans les images échographiques vertébrales afin d'aider l'utilisateur à interpréter ce type d'images. Cette méthode s'appuie, tout d'abord, sur l'extraction de différentes caractéristiques et leur validation afin de sélectionner l'ensemble le plus pertinent. Puis un classifieur est utilisé afin d'associer chaque pixel de l'image à une des trois régions suivantes : apophyse épineuse, ombre acoustique ou autres tissus. Finalement, une étape de régularisation est appliquée afin de prendre en compte les différentes propriétés des vertèbres. Nous avons une base de données contenant 181 images échographiques, mais nous n'en avons utilisé que 107, car seules celles-ci avaient une qualité acceptable. Un taux de classification de 84% pour l'apophyse épineuse et de 92% pour l'ombre acoustique ont été obtenus. De plus, le centroïde de l'apophyse épineuse segmentée se trouvait en moyenne à 0.38 mm de celui de la vérité terrain, provenant d'une segmentation manuelle validée par un radiologue.

Nous avons aussi évalué la précision de la méthode proposée en comparant les régions segmentées automatiquement à celles délimitées manuellement et avons obtenu un coefficient de similarité DICE de 0.88 pour l'ombre acoustique et de 0.72 pour l'apophyse épineuse. Les résultats obtenus sont très prometteurs et la méthode proposée pourrait être utilisée pour une reconstruction 3D de la colonne vertébrale à partir d'images acquises à l'aide d'un protocole main-libre.

Dans un deuxième temps, nous avons étudié le modèle de formation d'images échographiques afin de développer un simulateur d'images vertébrales à partir de données volumiques de résonance magnétique (IRM) ou tomographique (CT-scan). Le but de cette étape est de déterminer si le modèle de simulation choisi permet de visualiser fidèlement l'influence du positionnement de la sonde sur la qualité des images. Pour cela, nous avons développé une interface pour visualiser des données volumiques. Puis nous avons généré la granularité typique dans les images ultrasonores (*speckle*) et simulé les différentes étapes nécessaires à la formation d'images échographiques. Le modèle de simulation choisi reproduit fidèlement les caractéristiques clés des images vertébrales réelles et l'effet du positionnement de la sonde. Cependant, l'influence de l'orientation est moins prononcée que dans la réalité. Le simulateur d'échographie est prometteur et pourrait mener à un instrument d'entraînement pour l'acquisition d'images échographiques. Finalement, ces deux étapes pourraient être intégrées dans un système de guidage en temps réel pour l'acquisition d'images échographiques vertébrales de qualité acceptable qui permettrait une segmentation automatique précise des structures d'intérêt.

ABSTRACT

Ultrasound (US) imaging is a medical imaging modality that is often used to visualize soft tissues in the human body in various clinical applications. This technique has several important advantages, in particular its low cost, portability, and the fact that it is radiation-free. However, the content of US images is rather complex and can be hard to interpret even for an expert. Furthermore, the quality of the content of US images will depend of the positioning of the probe during the acquisition. When measuring bone surfaces, these two disadvantages are accentuated. Indeed, the acoustic waves are entirely reflected by these hard structures, thereby creating bright surfaces with acoustic shadows below them, which make the interpretation of such images even more challenging. In the case of a vertebra, the surface of the spinous process is so small that its appearance in US images will strongly depend on the orientation and position of the probe. Moreover, it can be difficult to determine the boundary of the acoustic shadow created by the bone structure given the complicated shape of the vertebra. Nevertheless, in the clinical monitoring of scoliosis, using US images of the spine instead of X-rays could be very useful to reduce the cumulative radiation received by patients.

In recent years, several methods using US imaging to evaluate scoliosis, or to adjust the brace in the treatment of adolescent idiopathic scoliosis (AIS), have been developed. These methods require good quality images and use manual segmentation of the image content. In this project, we propose a framework for the automatic analysis of US images of the spine (vertebrae) that utilizes an image formation model and an automatic segmentation of the regions of interest. First, we developed an automatic segmentation method to detect the spinous process and the acoustic shadow in the US images, aimed at helping the end user interpret the images. This method uses feature extraction and selection process in order to determine the most relevant set of features. The aim of the classification task is to discriminate three different regions: spinous process, acoustic shadow and other tissues. An LDA classifier is used to assign each image pixel to one of the three regions. Finally, we apply a regularization step which exploits several properties of vertebrae. Using a database of 107 US images, we obtained a classification rate of 84% for the spinous process and 92% for the acoustic shadow. In addition, the centroid of the automatically segmented spinous process was located 0.38 mm on average from that of the ground truth, as provided by a manual labelling that was validated by a radiologist. We also compared the automatically and manually segmented regions and obtained DICE similarity coefficients of 0.72 and 0.88 for the spinous process and acoustic shadow respectively. The results obtained for this phase

are very promising, and the proposed segmentation method could be used to reconstruct a 3D model of the spine in the context of freehand US acquisition.

Second, we studied the US image formation model in order to develop a vertebral US image simulator that utilizes volume data from magnetic resonance (MR) or computed tomography (CT) images of the human trunk. An adequate segmentation of vertebral structures requires good quality US images, so it would be quite useful to visualize the optimal position of the probe during acquisition. Hence, the goal of our research here was to determine whether the proposed simulation model allows accurate visualization of the influence of probe position and orientation on resulting image quality. For this purpose, we developed an interface to visualize the 3D volume data. Then, we generate the typical granular noise (image speckle) and simulated the different steps leading to the final US images. The proposed simulation model was able to reproduce the key characteristics of real vertebral images and the impact of poor probe positioning. However, the influence of the probe's orientation is less pronounced than in the real case. The US simulator developed in this project is promising, and could lead to a training tool for acquiring US images. Finally, the segmentation algorithm and US simulator could be integrated into a real-time guiding system for the acquisition of vertebral US images of acceptable quality, which would enable accurate automatic segmentation of structures of interest.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vii
TABLE DES MATIÈRES	ix
LISTE DES TABLEAUX	xi
LISTE DES FIGURES	xii
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xv
LISTE DES ANNEXES	xvi
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Mise en contexte	1
1.2 Objectifs de recherche	2
1.3 Plan du mémoire	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Anatomie de la colonne vertébrale	4
2.2 La scoliose et son évaluation clinique	5
2.3 Évaluation de la scoliose par échographie	7
2.4 Principe de l'échographie	9
2.5 Simulation d'ultrasons	12
2.5.1 Modélisation des données	12
2.5.2 Modélisation des réflexions	13
2.5.3 Modélisation de la granularité dans les images	17
2.6 Objectifs spécifiques du projet	18
CHAPITRE 3 ARTICLE 1 : SEGMENTATION OF THE SPINOUS PROCESS AND ITS ACOUSTIC SHADOW IN VERTEBRAL ULTRASOUND IMAGES	19

3.1	Abstract	19
3.2	Introduction	20
3.3	Materials and methods	23
3.3.1	Materials for image acquisition and processing	23
3.3.2	Feature extraction	23
3.3.3	Feature selection	29
3.3.4	Classification	30
3.3.5	Regularization	30
3.3.6	Experimental methodology	31
3.4	Results and discussion	32
3.4.1	Feature relevance	32
3.4.2	Segmentation results	34
3.5	Conclusion	37
CHAPITRE 4	Simulateur d'échographie	38
4.1	Méthodologie	39
4.1.1	Modèle de formation des images ultrasons	39
4.1.2	Interface du simulateur d'échographie	53
4.2	Résultats & Discussion	56
CHAPITRE 5	Discussion générale	64
5.1	Segmentation automatique dans les images ultrasons	64
5.2	Simulateur d'échographie	65
CHAPITRE 6	CONCLUSION	67
RÉFÉRENCES	70
ANNEXES	75
A.1	Résultat de segmentation automatique d'image échographique vertébrale	75
B.1	Lecture des données DICOM	78
C.1	Manuel utilisateur du simulateur d'images échographiques	79
C.1.1	Introduction	79
C.1.2	Utilisation du logiciel	81

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1	Fisher score for each features	28
Tableau 3.2	Normalized confusion matrix of the method, averaged over all the images	34
Tableau 3.3	Classification rate averaged over all the images of the testing database.	34
Tableau 3.4	Segmentation quality measures averaged over all the images of the testing database.	36
Tableau 4.1	Impédance acoustique pour chaque type de structure d'intérêt [2] . .	41
Tableau 4.2	Coefficient d'atténuation pour chaque type de structure rencontrée . .	51

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1	Schéma de la colonne vertébrale. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Spinal_column_curvature-fr.svg	4
Figure 2.2	Schéma et anatomie d'une vertèbre. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Vert%C3%A8bre_type.png	5
Figure 2.3	Terminologie : indice 3D clinique. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Coupe_anatomie.jpg	6
Figure 2.4	Vue postérieure d'un patient sain (a) et d'un patient scoliotique (b) .	6
Figure 2.5	Radiographie du dos d'un patient. Mesure de l'angle de Cobb (image gauche) à partir des vertèbres limites.	7
Figure 2.6	Schéma d'une coupe planaire et non-planaire d'un volume échographique	8
Figure 2.7	Principe de l'échographie	10
Figure 2.8	Schéma réflexion spéculaire et diffuse	10
Figure 2.9	Principe du <i>speckle</i> dans l'image : Plus il y a de réflecteurs, plus la superposition des ondes est importante, entraînant une texture granuleuse. Tiré de (en attente)	11
Figure 2.10	Image échographique d'une vertèbre	12
Figure 2.11	Principe du <i>lancer de rayons</i> . Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Ray_trace_diagram.svg?uselang=fr	13
Figure 2.12	Phénomène de réflexion-réfraction	16
Figure 2.13	Schéma du placement des transducteurs	17
Figure 3.1	Block diagram of the proposed image segmentation method.	24
Figure 3.2	Intensity (left) and gradient (right) of a vertebral ultrasound image. .	24
Figure 3.3	Bone probability map of Foroughi et al. [13]. The map highlights the spinous process, but also displays bright areas that correspond to other structures.	25
Figure 3.4	Image feature of the phase symmetry	26
Figure 3.5	Vertebral ultrasound image (left) and binarized image based on rupture point detection (right).	27
Figure 3.6	Sign (left) and magnitude (right) LBP features.	29
Figure 3.7	Gabor filter response feature.	29
Figure 3.8	Sample result for the regularization step. The boundary of the region of interest for the acoustic shadow is in red.	31
Figure 3.9	Classification rate for the three regions during the SFFS procedure. .	33

Figure 3.10	Sample segmentation results. Left : input ultrasound image, Middle : Manual segmentation, Right : Automatic segmentation.	35
Figure 3.11	Example of an under-segmented spinous process. Red : manual segmentation, blue : automatic segmentation.	36
Figure 4.1	Interface du simulateur d'échographie	38
Figure 4.2	Diagramme de flux du simulateur	42
Figure 4.3	Représentation coordonnées cartésiennes/polaires d'une image échographique et balayage sectoriel	43
Figure 4.4	Schéma d'émission d'ondes. La longueur d'onde correspond à la période de la pulsation et la longueur spatiale pulsation correspond à la durée d'une pulsation.	44
Figure 4.5	Exemple d'une courbe de Hilbert. Modifié à partir de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Hilbert_curve.png	45
Figure 4.6	Distribution de diffuseurs avec une régularité ($\alpha = 1$) fixe et une densité qui augmente de (a) vers (d)	46
Figure 4.7	Distribution de diffuseurs avec une densité fixe ($\bar{d} = \frac{1}{0.05\lambda}$) et une régularité qui augmente de (a) vers (d)	47
Figure 4.8	Segmentation manuelle et distribution des diffuseurs, la barre de couleur indique la force de chacun des diffuseurs.	48
Figure 4.9	Schéma de la diffusion de Lambert	49
Figure 4.10	Schéma des différentes zones d'un faisceau acoustique	50
Figure 4.11	PSF dans une région d'intérêt de 5.5mm à différentes fréquences. . .	51
Figure 4.12	Atténuation d'un signal RF passant par une structure osseuse	52
Figure 4.13	Image RF atténuée normalisée	53
Figure 4.14	Détection de l'enveloppe d'un signal RF atténué d'une image échographique vertébrale. En bleu le signal RF et en rouge son enveloppe. . .	54
Figure 4.15	(a) image sans compression logarithmique, (b) et (c) images avec compression logarithmique	54
Figure 4.16	Schéma d'explication de certains paramètres de la sonde	55
Figure 4.17	15 Configurations possibles du marching cube. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:MarchingCubes.svg?uselang=fr	56
Figure 4.18	Marching Cube sur différentes données volumiques	57
Figure 4.19	Simulation ultrason d'une même image avec une fréquence de 6 Mhz et une profondeur de 6 cm	58
Figure 4.20	Simulation d'une même image avec 128 transducteurs et une profondeur de 6 cm	58

Figure 4.21	Simulation d'une même image avec et sans une diffusion de Lambert	59
Figure 4.22	Comparaison entre des images échographiques réelles et simulées . . .	60
Figure 4.23	Image ultrason simulée d'un foie et sa carte d'impédance. En rouge se trouve la délimitation du foie.	61
Figure 4.24	Influence d'un déplacement de la sonde de 5mm selon quatre directions. L'image au centre correspond à la position optimale.	62
Figure 4.25	Influence de l'orientation de la sonde en effectuant une rotation de $\pm 15^\circ$ selon deux axes. L'image au centre correspond à la position optimale.	63
Figure A.1	Résultats de la segmentation automatique sur 4 images. La colonne de gauche correspond aux images originales. La colonne centrale correspond à l'image labéliser. La colonne de droite correspond à la segmentation (En blanc les surface osseuses, en gris foncé l'ombre acoustique et en gris clair les autres tissus.	75
Figure A.2	Résultats de la segmentation automatique sur 4 images. La colonne de gauche correspond aux images originales. La colonne centrale correspond à l'image labéliser. La colonne de droite correspond à la segmentation (En blanc les surface osseuses, en gris foncé l'ombre acoustique et en gris clair les autres tissus.	76
Figure A.3	Résultats de la segmentation automatique sur 4 images. La colonne de gauche correspond aux images originales. La colonne centrale correspond à l'image labéliser. La colonne de droite correspond à la segmentation (En blanc les surface osseuses, en gris foncé l'ombre acoustique et en gris clair les autres tissus.	77
Figure C.1	Interface utilisateur du logiciel SIMUS	80
Figure C.2	Etapes du chargement et de la visualisation de données volumiques 3D	81
Figure C.3	Bouton d'affichage des données 3D	82
Figure C.4	Caractéristiques de la sonde échographique utilisée	83
Figure C.5	Bouton permettant la gestion de la sonde ultrasons utilisée.	83
Figure C.6	Gestion de la position de la sonde	84
Figure C.7	Intersection du plan image de la sonde et du volume 3D	84
Figure C.8	Exemples de simulation d'images échographiques. (a) & (d) Images IRM obtenues à partir du simulateur. (b) & (e) Segmentation manuelle des images IRM en utilisant les bonnes intensités de gris. (c) & (f) Images échographiques simulées obtenues à partir des segmentations manuelles et du simulateur.	86

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

CT	tomodensitométrie
ICC	Coefficient de Corrélation Intra-classe
IRM	Imagerie par résonnance magnétique
LDA	Alanyse Discriminante Linéaire
PSF	Réponse impulsionnelle
SIA	scoliose idiopathique adolescente
SPL	Longueur Spatiale d'une Pulsation
US	Ultrasound

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Annexe A	75
Annexe B	Annexe B	78
Annexe C	Annexe C	79

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

L'échographie est une modalité d'imagerie médicale qui devient de plus en plus importante dans le domaine du diagnostic médical, mais aussi dans le domaine interventionnel. En 2000, on remarque qu'il y a eu trois fois plus d'examens ultrasons que d'examens CT ou d'IRM au Canada [43].

Cette technologie a plusieurs avantages. Le premier est son faible coût : un examen ultrason coûte entre 85\$ et 300\$ (pour une échographie doppler) alors qu'un examen IRM coûte entre 625\$ et 1250\$. Un deuxième avantage est sa portabilité. On peut en effet faire venir l'appareil jusqu'au patient et non l'inverse, ce qui est très utile pour les interventions chirurgicales, mais aussi pour des patients ayant une mobilité réduite. Enfin, son principal avantage est l'absence de rayonnement ionisant pour former des images médicales. Son principe est de transmettre des ondes ultrasonores à travers le corps et d'analyser les ondes réfléchies par les différents tissus que l'onde aura rencontrés. Ces ondes réfléchies permettent de former une image des tissus. Cette technique est souvent utilisée, car elle permet un suivi en temps réel des tissus et de leurs déformations. Ses principaux domaines d'application dans la médecine sont la gynécologie obstétrique et la cardiologie, mais cette modalité est aussi utilisée dans plusieurs autres domaines comme pour l'étude du cerveau du nourrisson, le guidage d'aiguille lors d'anesthésies épidurales, la détection de tumeur dans les seins, etc.

Cependant, cette modalité d'imagerie présente plusieurs inconvénients. Premièrement, la visualisation de structures et le champ de vision sont limités en profondeur. Certaines sondes peuvent aller jusqu'à 12cm de profondeur d'exploration au détriment de la résolution. Deuxièmement, les images échographiques ont un aspect très granuleux, ce qui rend leur interprétation difficile même pour un expert. De plus, certains tissus, comme les os, réfléchissent fortement les ondes acoustiques, empêchant ainsi d'imager les structures se trouvant derrière et rendant l'interprétation encore plus complexe. Enfin, le contenu des images échographiques est aussi très dépendant de l'opérateur, il doit savoir positionner la sonde correctement afin de pouvoir visualiser les structures d'intérêt. Par exemple pour un échocardiogramme, il est nécessaire de placer la sonde de sorte que son faisceau passe entre les côtes du patient pour pouvoir imager le cœur. C'est pourquoi plusieurs systèmes ont été développés pour aider l'utilisateur à interpréter les images échographiques, par exemple grâce à des méthodes de segmentation pour détecter des structures [15] [10], en guidant l'utilisateur, en mesurant la qualité de l'image [38] etc. Par contre, il y a actuellement très peu d'études sur l'utilisa-

tion des échographies sur la colonne vertébrale. Le laboratoire LIV4D du département de génie informatique de Polytechnique Montréal est très actif en recherche dans le domaine de l'orthopédie, avec un intérêt particulier pour la problématique de la scoliose. Cette maladie entraîne une déviation de la colonne vertébrale et se présente surtout à l'âge de l'adolescence. Actuellement, son suivi se fait par radiographie, car la colonne vertébrale, sa courbure et les vertèbres y sont visibles et ce type d'examen est rapide et peu coûteux. Son inconvénient principal est la dose d'irradiation infligée au patient. Cet inconvénient est d'autant plus préoccupant lorsque des radiographies sont acquises tous les 6 mois pour le suivi du patient. Alors qu'aucune donnée ne permet à l'heure actuelle de prédire si une scoliose évoluera au point de nécessiter un traitement, ce qui implique que certaines radiographies auraient pu être évitées.

Il a été clairement démontré que les examens récurrents entraînent une irradiation cumulative chez le patient, augmentant ainsi la probabilité de cancer [30]. Pour éviter cette irradiation cumulative, l'utilisation de l'échographie, serait préférable pour le suivi. Ces dernières années, plusieurs méthodes d'évaluation de la scoliose en utilisant des échographies ont été développées [8, 45, 49]. Également, des méthodes utilisant les échographies pour ajuster les corsets pour des patients atteints de scoliose idiopathique adolescente (SIA) ont aussi été développées récemment [33, 31]. Ces méthodes nécessitent des images échographiques de bonne qualité. De plus, une segmentation manuelle est nécessaire, ce qui peut être long et requiert une bonne interprétation des images échographiques vertébrales.

Bien que l'échographie présente l'avantage d'être non invasive, imager la colonne vertébrale est un véritable défi. En effet, la colonne vertébrale est constituée de surfaces osseuses. Par conséquent, elle réfléchit ou absorbe les ondes ultrasonores, créant ainsi une ombre acoustique dont les limites ne sont pas bien définies. En outre, les images échographiques sont des images ayant une texture très granuleuse. Il peut donc être difficile de détecter des structures dans des images échographiques de vertèbres. De plus, la réflexion des ondes acoustiques sur les surfaces osseuses sera plus importante si ces ondes sont perpendiculaires aux surfaces. C'est pourquoi un positionnement adéquat de la sonde est important, surtout dans le cas de la scoliose où la colonne vertébrale est déformée dans l'espace.

1.2 Objectifs de recherche

L'objectif général de ce projet est d'effectuer une analyse automatique d'images échographiques vertébrales, afin de pouvoir par la suite utiliser l'échographie pour imager la colonne vertébrale dans le but d'effectuer un suivi clinique de la scoliose.

Une première étape consiste en une segmentation automatique des images échographiques vertébrales. Le but principal de cette segmentation est de détecter automatiquement les différentes structures anatomiques présentes dans les images échographiques et fournir ainsi à l'utilisateur une aide pour l'interprétation de ces images.

Cependant les performances de cette segmentation dépendent de la qualité des images acquises. C'est pourquoi la deuxième étape du projet est l'analyse de la formation des images échographiques vertébrales. Pour cela un simulateur d'images échographiques va être développé et appliqué sur des données volumiques du tronc humain. Ce simulateur va permettre de reproduire les différentes étapes de la formation de ces images et l'influence de la position et de l'orientation de la sonde afin de déterminer les positions optimales pour pouvoir imager la colonne vertébrale. Cette étape va permettre l'acquisition d'image de qualité acceptable et assurer une segmentation automatique plus précise des structures d'intérêt.

1.3 Plan du mémoire

Le présent mémoire se subdivise en cinq chapitres incluant l'introduction. Tout d'abord, le chapitre 2 présente une description de l'anatomie de la colonne vertébrale, les déformations scoliotiques ainsi que leur évaluation clinique. Une revue de la littérature sur l'évaluation de la scoliose par échographie et la simulation d'images échographiques est aussi présentée dans ce chapitre. Le chapitre 3 est un article scientifique sur une méthode de segmentation automatique des images échographiques vertébrales. Cet article est écrit en anglais et a été soumis au journal "*Computers in biology and medecine*". Le chapitre 4 porte sur le simulateur d'images échographiques à partir de données volumiques. Le chapitre 5 discute des résultats des différents éléments importants présentés dans les chapitres 3 et 4. Finalement, la conclusion de ce mémoire (6) fait un retour sur le travail complété et présente des pistes de développement pour des travaux futurs.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre commence par une brève description de l'anatomie la colonne vertébrale (2.1), les déformations scoliotiques ainsi que leur évaluation clinique (2.2). Ensuite, nous présentons les méthodes existantes concernant l'évaluation de la scoliose par échographie (2.3), puis introduisons les principes de l'échographie (2.4). Enfin, une revue de littérature sur l'évaluation de la scoliose par échographie et la simulation d'images échographiques est présentée dans ce chapitre.

2.1 Anatomie de la colonne vertébrale

La colonne vertébrale relie la base du crâne au bassin et constitue l'axe vertical du corps humain (Fig 2.1). Elle est composée d'un ensemble de 24 corps osseux empilés appelés vertèbres 2.2. Les 24 vertèbres sont réparties en trois régions : sept vertèbres cervicales (C1-C7), douze vertèbres thoraciques (T1-T12) auxquelles sont liées les côtes, et cinq vertèbres lombaires (L1-L5). De plus, on distingue une courbure normale de la colonne, appelée lordose pour la région lombaire et cyphose pour la région thoracique, dans le plan sagittal 2.1.

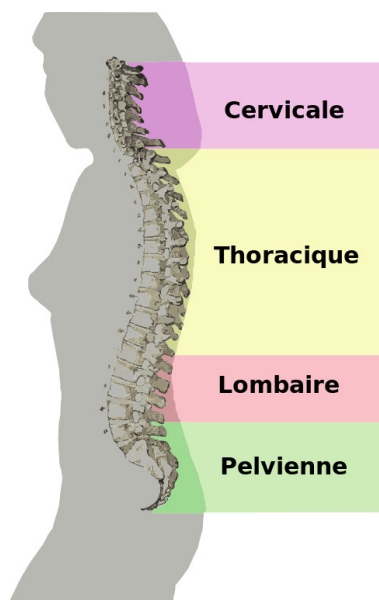


Figure 2.1 Schéma de la colonne vertébrale. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Spinal_column_curvature-fr.svg

Les vertèbres (Fig 2.2) sont constituées en avant par le corps vertébral ayant une forme cylindrique. Au centre de la vertèbre se trouve le foramen vertébral, qui permet le passage de

la moelle épinière et assure sa protection. A l'arrière, on trouve deux apophyses transverses ou processus transverses, les lames vertébrales et l'apophyse épineuse ou processus épineux. L'apophyse épineuse peut être légèrement visible et palpable dans le dos du patient.

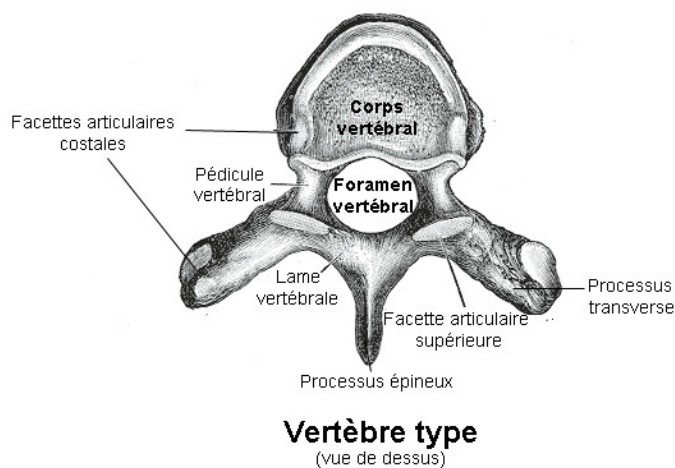


Figure 2.2 Schéma et anatomie d'une vertèbre. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Vert%C3%A8bre_type.png

2.2 La scoliose et son évaluation clinique

La scoliose est une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale qui apparaît généralement à l'adolescence et touche environ 2% à 3% de la population. Cette déformation se traduit par une déformation des courbures de la colonne dans les plans frontal et sagittal et une rotation des vertèbres dans le plan axial (Fig 2.3). En Fig 2.4 a), se trouve le dos d'une personne saine et Fig 2.4 b) une personne atteinte de scoliose. On remarque une courbure plus prononcée et asymétrique de la colonne vertébrale pour la personne scoliotique. Une grande majorité des scolioses sont minimales et nécessitent uniquement un suivi clinique.

Le principal indice clinique utilisé pour évaluer le degré de sévérité de la scoliose est l'angle de Cobb [34]. À partir de l'image radiographique de la colonne du patient, le médecin identifie les vertèbres que l'on appelle vertèbres limites inférieure et supérieure. Ces deux vertèbres sont celles qui présentent le maximum d'inclinaison par rapport à l'horizontale (Fig 2.5). L'angle de Cobb correspond à l'angle formé entre le plateau supérieur de la vertèbre limite supérieure et le plateau inférieur de la vertèbre limite inférieure.

Actuellement le suivi se fait grâce à des images radiographiques du tronc du patient (Fig

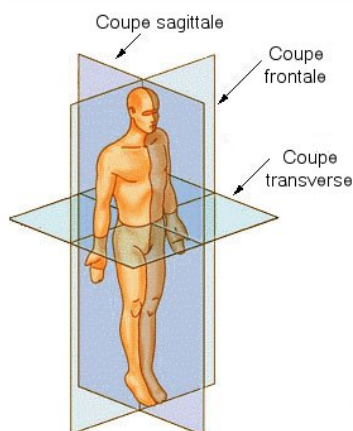


Figure 2.3 Terminologie : indice 3D clinique. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Coupe_anatomie.jpg



Figure 2.4 Vue postérieure d'un patient sain (a) et d'un patient scoliotique (b)

2.5). La radiographie est utilisée car la colonne vertébrale, sa courbure et ses vertèbres sont assez distinctes sur ce type d'images. Par ailleurs, l'examen est rapide et peu coûteux.

Bien que la vaste majorité des scolioses ne nécessite aucun traitement, il est très difficile de prédire au moment où elle est observée s'il y aura une évolution vers un cas sévère ou non, justifiant ainsi un suivi tous les 6 mois pour les patients, mais entraînant aussi une irradiation cumulative chez le patient qui augmente ses risques de cancer [30].

C'est pourquoi la recherche d'une méthode de suivi de la scoliose par une technique d'imagerie médicale non irradiante s'est développée. L'échographie est une modalité non irradiante, peu coûteuse et facile d'accès. De plus la pénétration est suffisante pour étudier la colonne vertébrale, c'est pourquoi cette modalité est le choix le plus intéressant pour un suivi clinique de la scoliose. L'échographie pourrait être utilisée pour effectuer un suivi de la scoliose plus fréquent que tous les 6 mois dans le cadre du suivi. De plus, elle pourrait aussi être utilisée pour effectuer un ajustement en temps réel des corsets de patients atteints de scolioses ado-

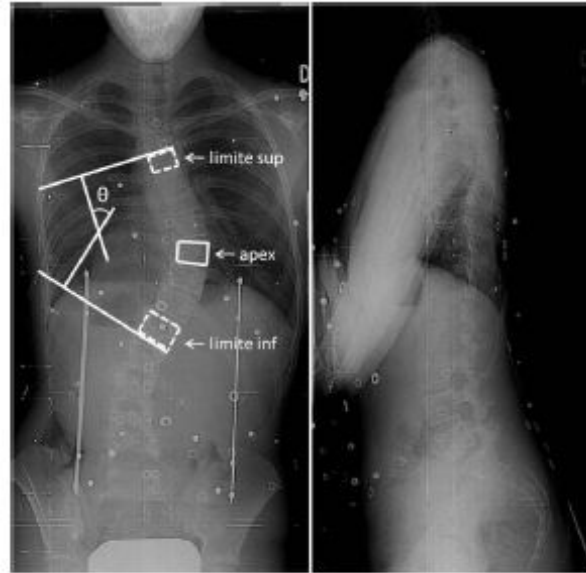


Figure 2.5 Radiographie du dos d'un patient. Mesure de l'angle de Cobb (image gauche) à partir des vertèbres limites.

lescentes. Ce qui pourrait améliorer l'effet correcteur du corset sur la courbure de la colonne vertébrale.

2.3 Évaluation de la scoliose par échographie

Il n'existe pas encore à ce jour de suivi échographique clinique de la scoliose, mais durant les dernières années, la recherche a beaucoup progressé dans ce domaine. Les méthodes considérées reposent sur l'utilisation de l'échographie et d'un système de localisation attaché à la sonde pour connaître la position et l'orientation en 3D de chacune des images échographiques lors de l'acquisition. Le but est de pouvoir calculer une mesure semblable à l'angle de Cobb à partir des images échographiques et des positions des structures identifiées sur les images.

Ungi et al [45] proposent d'étudier la courbure de la colonne vertébrale en acquérant des images des apophyses transverses de chacune des vertèbres. Puis en segmentant manuellement le centre des deux apophyses transverses de chaque vertèbre, l'orientation des vertèbres est obtenue par l'angle entre une ligne horizontale et les apophyses transverses (cette mesure est appelée TxA). Pour valider leur approche, Ungi et al [45] ont utilisé un fantôme de tronc d'un adulte et d'un enfant. Ils ont obtenu un coefficient de corrélation de 0.99 entre l'angle de Cobb et la TxA, ce qui est très élevé. Cependant comme leur expérimentation a été réalisée sur des fantômes, les vertèbres étaient facilement distinctes dans les images grâce à l'absence de mouvement et aux matériaux présents dans le fantôme qui créaient un fort contraste entre

les tissus mous et les vertèbres.

Cheung et al. [8] proposent un suivi clinique de la scoliose à partir d'un volume échographique. Ce volume est créé à partir des images échographiques, de leurs positions 3D obtenues grâce à un système de suivi et d'un algorithme de reconstruction [17]. Le but est d'obtenir une visualisation transverse de la colonne vertébrale. Comme une coupe planaire du volume ne le permettrait pas dû à la courbure de la colonne vertébrale (Fig 2.6), c'est pourquoi plusieurs coupes non-planaires suivant le profil de la colonne sont utilisées. Ces coupes sont très proches entre elles et leur fusion permet la visualisation transverse de la colonne. À partir de cette image, Cheung et al [8] proposent deux mesures pour évaluer la courbure de la colonne vertébrale. La première consiste à déterminer manuellement les vertèbres limites inférieure et supérieure. Il est alors possible de tracer les deux lignes passant par les centres des apophyses transverses des vertèbres limites, puis de mesurer l'angle formé par ces deux lignes, produisant une mesure très semblable à l'angle de Cobb. La deuxième consiste à choisir manuellement les deux segments de colonne qui ont la plus grande inclinaison par rapport à la verticale, puis à tracer une ligne droite sur la colonne passant par chacun de ces segments. L'angle entre ces deux lignes constitue la deuxième mesure. Leur étude a été faite avec 29 patients atteints de scoliose, ils ont obtenu un coefficient de corrélation avec l'angle de Cobb de 0.8 pour les deux mesures.

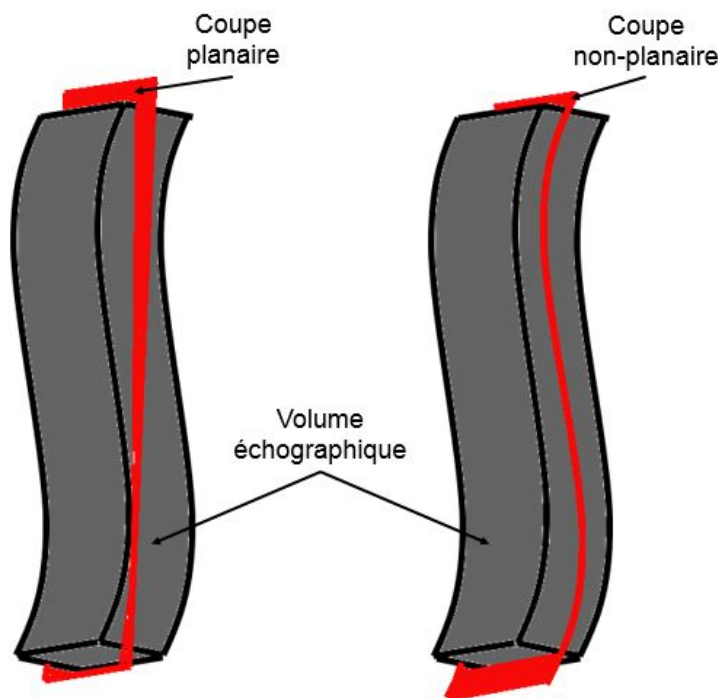


Figure 2.6 Schéma d'une coupe planaire et non-planaire d'un volume échographique

La méthode développée par Young et al [49] consiste en une première étape d'acquisition d'images échographiques de la colonne vertébrale. L'utilisateur doit balayer toute la colonne puis manuellement identifier sur une image de chacune des vertèbres le centre des deux lames vertébrales et le centre de l'apophyse épineuse. Par la suite, pour chacune des vertèbres, il trace un segment passant le plus près de ces trois points puis mesure l'angle formé par les segments obtenus au niveau des deux vertèbres limites. Pour cette étude, quatre experts ont effectué des acquisitions, dont un qui possédait des données radiologiques pour l'aider à effectuer l'acquisition, mais aussi à tracer les segments et choisir les vertèbres limites. Les acquisitions ont été effectuées sur vingt adolescents ayant une scoliose idiopathique adolescente. L'expert utilisant des données radiologiques a obtenu un coefficient de corrélation intra-classe (ICC) entre leur mesure et l'angle de Cobb de 0.86, alors que les autres experts ont obtenu un ICC de 0.72. Cette différence est en lien avec le choix des vertèbres limites, car les trois autres experts ont choisi des vertèbres limites différentes de celles choisies avec les radiographies, modifiant ainsi l'angle mesuré.

Les différentes méthodes présentées plus haut semblent donc prometteuses, mais chacune d'elles nécessite l'identification manuelle de points de repère comme le centre des lames, le centre des apophyses transverses ou le centre de l'apophyse épineuse. Ce choix n'est pas évident pour un non-expert et sera variable d'un expert à l'autre. En outre, le succès de ces opérations manuelles dépend aussi beaucoup de la qualité des images échographiques.

2.4 Principe de l'échographie

L'échographie consiste à appliquer une sonde contre la surface de la peau face à l'organe ou la structure que l'on souhaite imager (Fig 2.7). La sonde ultrasonore va émettre une onde acoustique créée par une barrette de transducteurs piézoélectriques. Cette onde se propage dans les tissus générant des réflexions (échos) aux interfaces entre des milieux d'impédances acoustiques différents. Les transducteurs de la sonde captent les ondes réfléchies et les transforment en signaux électriques qui seront la source de l'image échographique.

Quatre phénomènes sont présents lors de l'interaction entre l'onde ultrasonore et une structure, à savoir : la réfraction, la diffusion, la réflexion et l'atténuation. La réfraction correspond à une déviation de l'onde lorsque sa vitesse de propagation change entre deux milieux. La diffusion apparaît pour des éléments dont la dimension latérale est plus petite que la longueur d'onde. On la retrouve beaucoup dans le sang, mais aussi pour toute les structure dont la surface n'est pas régulière.

La réflexion de l'onde ultrasonore sur une surface est très importante, car c'est elle qui permet

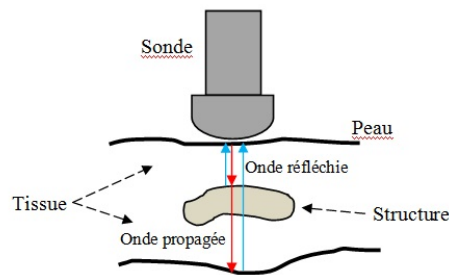


Figure 2.7 Principe de l'échographie

de former l'image. Elle dépend de la différence d'impédance acoustique entre les deux milieux (Fig 2.8), de sa taille, et l'angle formé par la surface du tissu et l'onde acoustique. Plus la différence d'impédance acoustique est forte, plus on aura une forte réflexion. L'interface sera donc représentée avec une plus forte intensité. Une structure lisse (exemple : un os) va entraîner une réflexion spéculaire (Fig 2.8). L'onde est réfléchie selon une direction privilégiée, menant à un signal plus fort et une image très brillante. En revanche une interface ayant une surface irrégulière (exemple : tissus mous) entraîne une réflexion diffuse (Fig 2.8), l'onde est réfléchie dans plusieurs directions, créant ainsi plusieurs échos avec une intensité plus faible. Ces différents échos s'additionnent avec d'autres ondes acoustiques réfléchies, entraînant ainsi des superpositions d'ondes. Ces superpositions vont créer une texture granuleuse dans l'image échographique, que l'on appelle *speckle* (Fig 2.9).

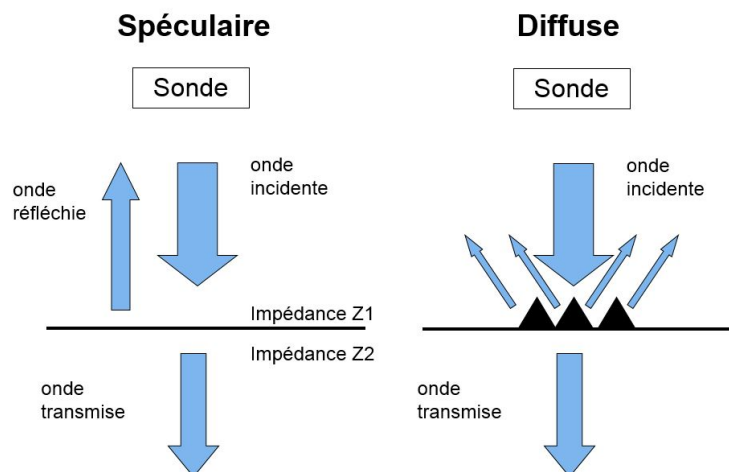


Figure 2.8 Schéma réflexion spéculaire et diffuse

L'atténuation de l'onde est caractérisée par une loi exponentielle décroissante (Eq 2.1).

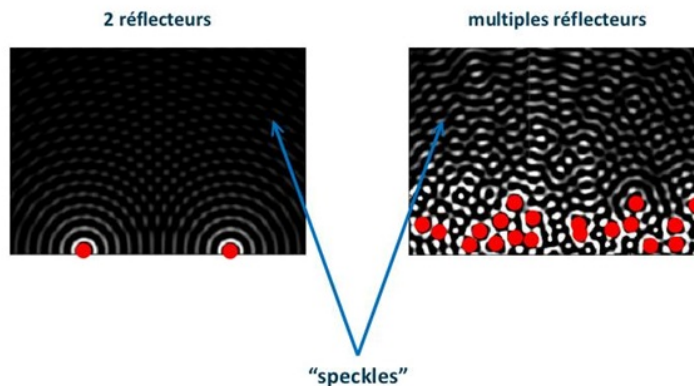


Figure 2.9 Principe du *speckle* dans l'image : Plus il y a de réflecteurs, plus la superposition des ondes est importante, entraînant une texture granuleuse. Tiré de (en attente)

$$I = I_0 e^{\frac{-\alpha f z}{4.35}} \quad (2.1)$$

Où α est le coefficient d'atténuation qui dépend du tissu et de la fréquence de la sonde dans un tissu homogène, f est la fréquence de la sonde, z est la distance traversée par l'onde et I_0 est l'intensité initiale. Les structures osseuses ont un très fort coefficient d'atténuation, au moins 5 fois plus grand que les autres tissus, ce qui entraîne la création d'une ombre acoustique sous ces surfaces. Le coefficient égale à 4.35 dans l'équation provient du passage du coefficient d'atténuation en décibel.

Les structures osseuses ont une forte impédance acoustique, une structure lisse et un grand coefficient d'atténuation. C'est pourquoi elles créent une réflexion spéculaire entraînant une surface très brillante, puis une ombre acoustique, car une grande partie du signal est réfléchi et le reste est très vite atténué. Ce sont ces caractéristiques qui permettront d'étudier des images échographiques de vertèbres. L'apophyse épineuse et l'ombre acoustique sont visibles tel que montré à la Fig 2.10.

L'acquisition de « bonnes » images échographiques demande de l'expérience : il faut savoir ce qu'on recherche, avoir une idée du type d'image qu'on compte obtenir et avoir de l'expérience quant au positionnement optimal de la sonde. Un déplacement de quelques centimètres ou une rotation de quelques degrés de la sonde peuvent avoir un impact important sur le contenu de l'image échographique, surtout dans le cas d'images vertébrales. La réflexion d'ondes ultrasonores sur des surfaces osseuses est de type spéculaire et dépend de l'angle d'incidence de l'onde sur la surface. Une mauvaise orientation de la sonde entraîne donc une perte significative de signal. De plus, la surface de l'apophyse épineuse est très petite, donc le déplacement

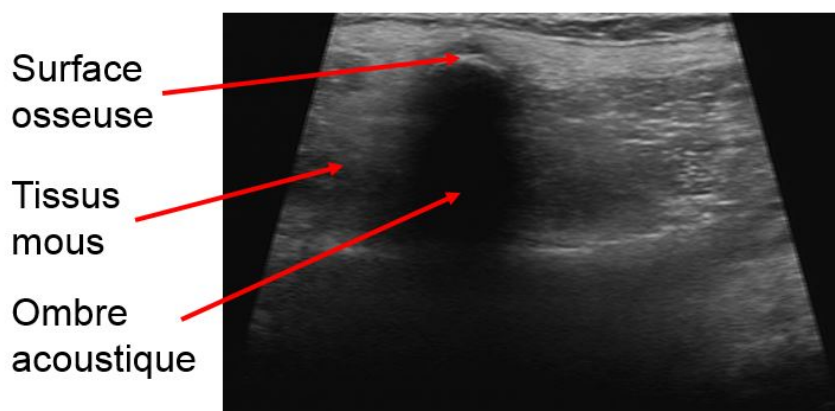


Figure 2.10 Image échographique d'une vertèbre

de la sonde de quelques millimètres a aussi un fort impact sur l'image.

C'est pourquoi il est intéressant de développer un système de simulation d'images échographiques de la colonne vertébrale afin de mieux comprendre le modèle de formation et l'effet des différents paramètres.

Dans la section suivante, nous allons décrire les méthodes existantes dans la littérature concernant la simulation d'images échographiques.

2.5 Simulation d'ultrasons

Dans le cadre de l'échographie comme on va le voir, plusieurs méthodes de simulation ont été développées afin d'aider les utilisateurs à pratiquer et avoir un aperçu de ce qu'ils recherchent, mais aussi afin d'aider à la conception de nouvelles sondes. L'utilisation d'un simulateur permet de s'entraîner à n'importe quel moment et ne demande pas la présence de sujets humains. Dans cette section, les différentes étapes nécessaires à la création des images échographiques et les différentes méthodes existantes sont présentées.

2.5.1 Modélisation des données

La première étape de la simulation d'images échographiques est la modélisation des données. Pour simuler des images échographiques, il est nécessaire de savoir quels sont les tissus qui doivent être présents dans l'image afin de leur associer des propriétés acoustiques telles que :

l'impédance acoustique, le coefficient d'atténuation et les paramètres pour la modélisation du *speckle*. Certaines méthodes prennent en entrée cette carte des propriétés acoustiques pour générer une image échographique [20, 24]. Certains simulateurs utilisent des volumes CT-scan, puis calculent la coupe correspondant à la position et l'orientation de la sonde dans le volume [18, 40, 27]. Une segmentation de cette coupe est effectuée afin d'obtenir la carte des propriétés acoustiques correspondant à chaque tissu.

Enfin, d'autres méthodes [7, 29, 3] utilise un maillage des différentes structures présentes dans le volume ; ce maillage peut être obtenu à partir de logiciels comme MeVisLab [26]. Dans ce cadre, les méthodes peuvent utiliser la technique de lancer de rayons afin de modéliser les ondes ultrasonores. Cette méthode est très utilisée dans la synthèse d'images ou dans l'animation 3D, son principe est de lancer des rayons depuis la caméra vers le point de vue ciblé et de simuler le trajet du rayon, permettant ainsi de savoir quels objets il a intersectés (Fig 2.11). Cette technique permet de représenter les différentes petites entités physiques, les artefacts et les déformations présentes dans les images, mais elle est aussi très coûteuse en termes de temps de calcul. C'est pourquoi elle est implémentée sur GPU.

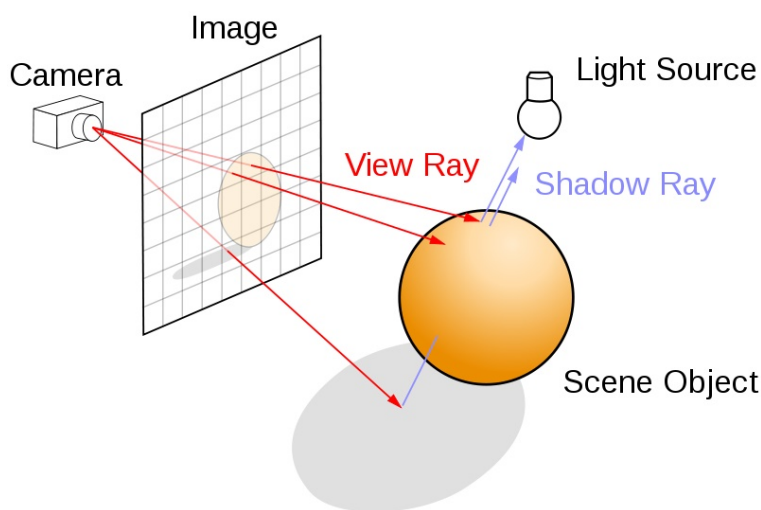


Figure 2.11 Principe du *lancer de rayons*. Tiré de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Ray_trace_diagram.svg?uselang=fr

2.5.2 Modélisation des réflexions

Comme nous l'avons expliqué dans la section 2.4, l'image échographique se forme entre autres à partir des ondes ultrasonores réfléchies dans le milieu. La réflexion de ces ondes peut être modélisée selon plusieurs méthodes que nous allons séparer selon deux groupes : les modèles sophistiqués et les modèles simplifiés.

Modèles sophistiqués

Cette première catégorie concerne les modèles basés sur une représentation fidèle des ondes acoustiques et leurs interactions. Ces modèles sont très précis, mais aussi très coûteux en temps de calcul. Nous avons tout d'abord le simulateur Field II proposé par Jensen [20]. Ce simulateur est très connu, car il est disponible gratuitement sur Internet, est conçu pour fonctionner sous Matlab et est livré avec plusieurs exemples d'utilisation. Son but est de permettre à l'utilisateur de simuler n'importe quel système acoustique linéaire avec un ou plusieurs transducteurs. Le signal reçu par chaque transducteur est modélisé selon :

$$v(\vec{r1}, t) = v_{pe}(t) \otimes f_m(\vec{r1}) \otimes h_{pe}(\vec{r1}, t), \quad (2.2)$$

où $\vec{r1}$ correspond à la position du diffuseur. $f_m(\vec{r1})$ décrit les propriétés acoustiques des tissus. Dans l'équation 2.2, Jensen et al [22] utilisent une double convolution notée \otimes dans le but de séparer l'excitation du tissu $h_{pe}(\vec{r1}, t)$ et la pulsation de l'écho $v_{pe}(t)$. La réponse impulsionnelle $h_{pe}(\vec{r1}, t)$ est décrite selon le principe de Huygens par une somme d'ondes sphériques produites par les éléments se trouvant dans la région S autour du diffuseur.

Un deuxième modèle est celui de Karamalis [24] dans lequel il utilise l'équation aux dérivées partielles de Westervelt (PDE) pour modéliser la propagation des ondes, permettant ainsi d'obtenir l'équation :

$$\nabla^2 p - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} + \frac{\delta}{c^4} \frac{\partial^3 p}{\partial t^2} + \frac{\beta}{\rho_0 c^4} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = 0, \quad (2.3)$$

où p est la pression acoustique, c est la vitesse de propagation, ρ_0 la densité du tissu, δ est la diffusivité du son et β est un coefficient de non-linéarité. Les deux premiers termes de l'équation correspondent à un Lambertien permettant de décrire la propagation d'onde, les deux autres termes décrivent la conduction thermique et la non-linéarité.

La résolution de cette équation se fait à partir de la méthode de différence finie. Cette méthode permet de résoudre des équations différentielles en approximant les dérivées. On évalue sur un échantillonnage de points l'amplitude de l'onde en substituant les dérivées par leurs approximations obtenues à partir de différences finies. La carte du calcul des propriétés acoustiques est présentée comme une grille d'éléments où chaque élément est caractérisé par sa densité, mais aussi par la vitesse de propagation du son dans le milieu correspondant.

La première et plus importante limite de ces modèles est leur complexité. Ils prennent en compte toutes les interactions entre tous les éléments présents dans l'image afin de modéliser le plus fidèlement possible la création des ondes réfléchies, entraînant ainsi un grand nombre de calculs. Field II se trouve sur internet, mais n'est pas facile à fusionner avec une

interface 3D de la représentation IRM du patient. Pour le modèle de Karamalis et al [24], l'implémentation peut prendre beaucoup de temps.

Modèles simplifiés

Nous allons maintenant présenter des modèles de réflexion des ondes ultrasonores qui prennent en compte différentes hypothèses simplificatrices afin de réduire le temps de calcul. La réflexion des ondes ultrasonores s'effectue lors du passage d'un milieu à un autre. La première étape consiste à calculer l'intensité de l'onde réfléchie (I_r). Bamber et Dickinson [21] modélisent ce passage par une dérivée seconde de l'échogénicité des tissus selon l'axe de propagation des ondes ultrasonores.

$$I_r(x, y) = \frac{\partial^2 Z}{\partial x^2}(x, y), \quad (2.4)$$

où $Z(x, y)$ est l'impédance acoustique du pixel multiplié par l'échogénicité.

Un deuxième modèle est d'utiliser l'hypothèse qu'un faisceau acoustique ressemble, d'un point de vue géométrique, à un rayon et donc utilise les propriétés optiques pour reproduire les interactions avec les structures [40, 27, 7, 3, 29].

Lors d'un changement de milieu, une réflexion et une réfraction vont se produire (Fig 2.12). L'onde ultrasonore va percuter la frontière entre les deux milieux avec un angle θ_1 , une partie de l'onde sera réfléchie avec un angle θ_2 et l'onde transmise sera réfractée avec un angle θ_3 . Soit I_i l'intensité de l'onde incidente. En utilisant les équations de Fresnel on peut déterminer l'intensité de l'onde réfléchie I_r et l'intensité de l'onde transmise I_t .

$$I_r = I_i \left(\frac{Z_1 \cos(\theta_1) - Z_2 \cos(\theta_2)}{Z_1 \cos(\theta_1) + Z_2 \cos(\theta_2)} \right)^2, \quad \text{et} \quad I_t = I_i - I_r \quad (2.5)$$

où Z_1 et Z_2 correspondent respectivement aux impédances acoustiques des deux milieux que l'onde va traverser. Ces équations peuvent être approximées pour ne tenir compte que de la différence des milieux (Eq 2.6). Cette approximation sera celle qui sera retenue pour la simulation d'ondes ultrasonores.

$$I_r = I_i \left(\frac{Z_1 - Z_2}{Z_1 + Z_2} \right)^2 \frac{I_i^2(x)}{I_0}, \quad \text{et} \quad I_t = I_i - I_r \quad (2.6)$$

La réflexion des ondes ultrasonores peut être spéculaire, diffuse ou dans beaucoup de cas, une combinaison des deux. Ceci peut être représenté à l'aide d'un modèle de diffusion Lambertien qui introduit un coefficient $\cos(\theta_1)$ dans l'équation de réflexion 2.6. Il est possible de rajouter

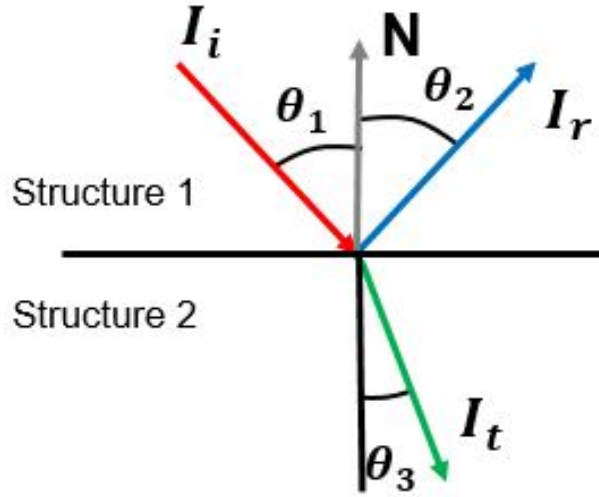


Figure 2.12 Phénomène de réflexion-réfraction

en plus une puissance n pour ajuster sur le type de diffusion, donnant ainsi l'équation 2.7. Dans le cas d'une réflexion spéculaire n sera égal à 1.

$$I_r \approx \cos(\theta_1)^n \left(\frac{Z_1 - Z_2}{Z_1 + Z_2} \right)^2 I_i \quad (2.7)$$

Enfin, afin de modéliser l'impact de la largeur du faisceau de l'onde acoustique et la forme d'une pulsation, les ondes réfléchies peuvent être convoluées avec une réponse impulsionnelle (PSF), dans ce cas on suppose que la réponse impulsionnelle (PSF) est invariante dans une petite région d'intérêt. Dans leur modèle, repris par Dillisenger et al. [18] et par Bürger et al [7], Bamber et Dickinson [21] utilisent comme PSF ($H(x, y, z)$) une onde sinusoïdale modulée par une enveloppe Gaussienne.

$$H(x, y, z) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_{ax}^2} + \frac{y^2}{\sigma_{lat}^2} + \frac{z^2}{\sigma_{trans}^2} \right)} \cos(2\pi f x) \quad (2.8)$$

où f correspond à la fréquence d'émission de la sonde.

Shams et al et Kutter et al [40] [27] proposent de ne modéliser que l'impact de la largeur du faisceau en intégrant les intensités dans la direction latérale avec une fenêtre. Cette fenêtre prendra en compte la largeur des transducteurs et l'espacement entre chacun d'eux (Fig 2.13). Cette hypothèse ne permet pas de modéliser l'influence de la fréquence de la sonde sur la résolution spatiale selon l'axe de propagation des ondes acoustiques.

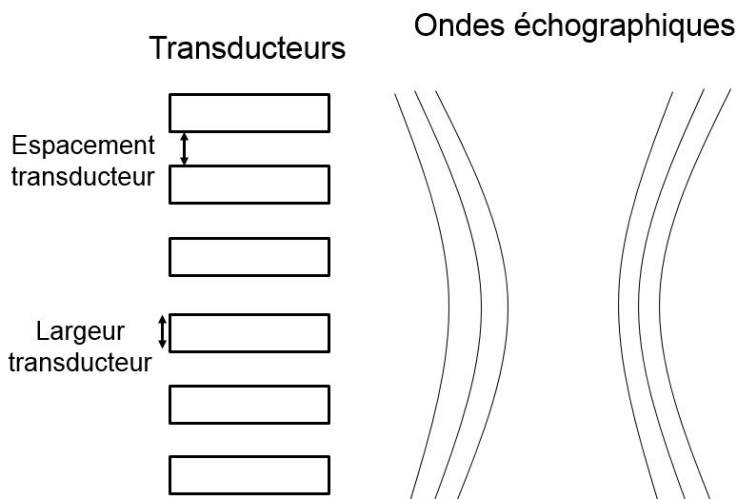


Figure 2.13 Schéma du placement des transducteurs

Afin de réduire le temps de calcul certains simulateurs [47, 29, 3] ne prennent pas en compte la largeur du faisceau ultrasonore.

2.5.3 Modélisation de la granularité dans les images

La granularité (*speckle*) est un élément important des images échographiques, comme nous l'avons vu dans la section 2.4, il provient de la superposition des ondes sphériques lors de la réflexion des ondes acoustiques sur les tissus.

Dans les modèles plus sophistiqués et certains modèles rapides, des micro-diffuseurs sont distribués dans l'image ou le volume, et le *speckle* est généré par la convolution d'une fonction décrivant les micro-diffuseurs avec la PSF.

Dans leurs travaux Dillisenger et al. [18] utilisent la distribution de Cramblitt et Parker [41] pour générer les microdiffuseurs. Cette distribution s'effectue en une dimension, mais Laporte et al [28] proposent d'utiliser une courbe de Hilbert pour l'étendre en deux ou trois dimensions. Chaque type de tissu a une distribution propre de *speckle*, et chaque pixel de la carte d'impédance est multiplié par l'échogénicité des diffuseurs créés. Bürger et al [7] utilisent une double Gaussienne afin de modéliser les distributions des diffuseurs. Les paramètres des deux gaussiennes sont différents pour chaque type de tissus. Les autres méthodes utilisent des lois de statistiques comme la loi normale pour distribuer la position et l'échogénicité des diffuseurs dans l'image.

Pour les méthodes n'utilisant pas de PSF, l'apparence granuleuse du *speckle* est simplement simulée à l'aide de bruit de Perlin, sans un véritable fondement physique. Le *speckle* est ainsi

moins fidèlement représenté.

2.6 Objectifs spécifiques du projet

L'objectif général du projet porte sur l'analyse automatique des images échographiques de la colonne vertébrale. Pour ce faire, le développement d'une méthode de segmentation automatique de ces images est nécessaire afin d'apporter à l'utilisateur une aide pour l'interprétation des images obtenues. Cette segmentation peut être réalisée à travers différents sous-objectifs :

- Extraction et sélection de caractéristiques à partir d'images échographiques.
- Conception et validation d'un classifieur.
- Mise en place d'une étape de régularisation pour la segmentation automatique des régions d'intérêt.
- Validation de la méthode de segmentation.

Cependant les performances de cette segmentation dépendent de la qualité des images acquises. Un deuxième objectif est le développement d'un simulateur d'échographie afin d'analyser la formation des images échographiques et les positions et orientations adéquates de la sonde.

Nous cherchons une méthode de simulation rapide, mais aussi simple à implémenter, et une visualisation la plus réaliste possible. Suite à notre étude de la littérature existante, la méthode la plus réaliste serait celle proposée par Bürger et al [7], mais l'implémentation en GPU du lancer de rayons est complexe. La méthode la plus simple à implémenter tout en étant rapide est celle de Dillenseger et al [18], mais certaines propriétés des ondes acoustiques comme la diffusion ne sont pas présentes. Pour cette raison, nous avons considéré la méthode de Dillenseger et al [18] en intégrant certains aspects du modèle proposé par Bürger et al [7]. Pour pouvoir créer un simulateur d'image échographique, un ensemble de sous-objectifs doit être réalisé :

- Développement d'une méthode de simulation.
- Création d'une interface permettant de visualiser les données volumiques.
- Illustration et évaluation des résultats.

CHAPITRE 3 ARTICLE 1 : SEGMENTATION OF THE SPINOUS PROCESS AND ITS ACOUSTIC SHADOW IN VERTEBRAL ULTRASOUND IMAGES

Ce chapitre reprend intégralement l'article de revue qui a été soumis à *Computers in Biology and Medicine* en novembre 2015 dans le cadre du projet de recherche et dont les auteurs sont Florian Berton, Farida Cheriet, Marie-Claude Miron et Catherine Laporte. La suite de ce chapitre, dont la forme est adaptée à celle du présent mémoire, comprend le détail de la méthode proposée et les résultats obtenus. Cet article fait suite à un article de conférence soumis en avril 2015 et accepté à *International Conference of Image Analysis and Recognition*. En Annexe A se trouve un ensemble de résultats de la méthode proposée sur des images de test évoquées dans l'article.

3.1 Abstract

Interpreting vertebral ultrasound images is challenging, primarily because acoustic waves are entirely reflected by bone. To alleviate this problem, we propose an algorithm to segment these images into three regions : the spinous process, its acoustic shadow and other tissues. This method consists, first, in the extraction of several image features and the selection of the most relevant ones for the discrimination of the three regions. Then, using this set of features and a LDA classifier, each pixel of the image is classified as belonging to one of the three regions. Finally, the image is segmented by regularizing the pixel-wise classification results to account for some geometrical properties of vertebrae. The feature set was first validated by analyzing the classification results across a learning database. The database contained 107 vertebral ultrasound images acquired with convex and linear probes. Classification rates of 84%, 92% and 91% were achieved for the spinous process, the acoustic shadow and other tissues, respectively. The centroid of the automatically segmented spinous process was located at an average distance of 0.38 mm from that of the manually labeled spinous process, and Dice similarity coefficients of 0.72 and 0.88 were obtained respectively for the spinous process and acoustic shadow. This confirms that the proposed method accurately segments the spinous process and its acoustic shadow in vertebral ultrasound images and a promising tool to assist ultrasound-based scoliosis assessment and treatment.

3.2 Introduction

Ultrasound imaging is abundantly used in medical diagnostic and interventional procedures requiring the visualization of soft tissues [54, 4, 46, 42, 48, 55]. Recently, it has also emerged as useful, low cost tool for applications that involve imaging bone structures such as guidance for epidural anesthesia [1], bone fracture assessment [15] and scoliosis assessment and monitoring [49, 45]. However, bone surfaces are very smooth and highly echogenic structures, which makes the interpretation of ultrasound images very challenging. Ultrasound waves are totally reflected by bone surfaces, creating an acoustic shadow below them and, depending on the orientation of the probe, a bright area at the soft tissue-bone interface.

In the particular case of the spinous process, which is the prominent bone feature appearing in transverse vertebral ultrasound images, the interface with soft tissue is very short and its brightness is strongly dependent on the orientation of the probe. In addition, while the acoustic shadow could provide useful cues about the shape of the vertebra, the boundary of this shadow is difficult to delineate accurately in practice. Thus, the interpretation of vertebral ultrasound images is very difficult and not easily reproducible. Automatic segmentation of such images could be very helpful, for instance, in the context of scoliosis. Indeed, ultrasound-based methods are a promising radiation-free alternative to X-ray imaging for the assessment of scoliosis [45, 8, 49], spinal brace adjustment [33, 31] and 3D spine reconstruction [37] but currently, these all rely on the manual segmentation of key anatomical features, which is a time consuming process with limited repeatability. In this paper, we propose to help address this problem through automated segmentation of the key features appearing in transverse vertebral ultrasound images : the spinous process and its acoustic shadow.

Several methods were developed for the automatic detection of key anatomical structures in vertebral ultrasound images in the context of ultrasound-guided epidural needle insertion. Their goal is ultimately to determine where to insert the needle for effective injection of the anesthetic. Automatic extraction of the lamina was proposed by [44]. Their method uses a ridge detector followed by matching with a binary template of the lamina to capture all the lamina contained in the image; it then segments the ligamentum flavium (also using template matching) on the regions below the lamina. The method detects the lamina and ligamentum flavium with a success rate of 87%. Kerby et al. [25] proposed a method for the automatic identification of lumbar levels in panoramic ultrasound images. This method extracts a wave-like profile from the image with a median filter and two linear filters operating in the horizontal and vertical directions. Lumbar levels are identified as the local maxima of this profile. Ashab et al. [1] used this method for guidance by projecting the image of the segmented lumbar levels onto the back of the patient. This system was shown to provide

needle insertion accuracy within a clinically acceptable range. The previously cited methods are concerned with vertebral ultrasound images acquired in the paramedian view. In our case, we are interested in the transverse view, which provides more information regarding the shape of each vertebra.

Recently, a method for automatic detection of the bone and inter-spinous region in vertebral ultrasound images acquired in the transverse plane was developed by [51]. The method first involves pre-processing the image using a difference of Gaussians filter and local intensity normalization. Then, binary templates describing the transverse processes and the vertebral body are used with a template matching algorithm and a position correlation function in order to identify the key anatomical landmarks of interest. This approach was extended by using machine learning techniques to automatically detect the transverse processes. In this context, Yu et al. [50] tested a neural network, a cascading classifier [52] and a support vector machine [53] as classifiers. Support vector machines obtained the best results with a success rate of 92.3% for the automatic detection of bone and inter-spinous regions. This work focused on the lumbar region of the spine, where the spinous process is larger and aligned with the vertebral body and the transverse processes. This is not the case in the thoracic region of the spine, which we are also interested in.

In other applications, automatic segmentation of bone surfaces and acoustic shadows in ultrasound images has been more deeply explored. Daanen et al. [10] proposed a segmentation algorithm for bone surfaces using the main properties of these regions : highly echogenic structures, creation of acoustic shadow, specular reflection, continuous structures and homogeneous contrast within these structures. This algorithm achieved a mean localization error of 1 mm for sacrum images. Foroughi et al. [13] combined a local edge detector and the sum of the intensities below each pixel to create a "bone probability map", then segmented the bone surfaces by minimizing a cost-function based on the continuity and smoothness of these regions. The latter two methods exploited the continuity of bone regions for segmentation, which is very effective for large bone structures, but not for short surfaces like that of the spinous process. Another method proposed by Hacıhaliloglu et al. [15] measures the presence of a bone surface in ultrasound images using local phase symmetry. This was applied to ultrasound images of the radius. In vertebral ultrasound images, fat tissues and ligaments are present in addition to bone, and these structures also lead to high phase symmetry, thereby limiting the specificity of the approach. Hellier et al. [16] developed a method to detect the boundary between acoustic shadows and the tissues above them using statistical tests along each scan line, accounting for the geometry of the ultrasound transducer. This method was applied to the shadows cast by brain tumors, with a Dice similarity coefficient of 0.95 at a depth of 6 cm. More recently, Karamalis et al. [23] used random walks incorporating a model

of ultrasound image formation to create a confidence map which highlights acoustic shadows. A Dice similarity coefficient of 0.85 was obtained for a database of humerus ultrasound images.

In preliminary work [5], we developed a method to automatically segment vertebrae in ultrasound images. The method combines a variety of features (many of them borrowed from the papers cited above) to drive a pixel-wise random forest classifier [6]. A spatial regularization step based on context-specific geometrical constraints was used to automatically segment the spinous process and its acoustic shadow post-classification. We obtained good results with classification rates of 81.97% for bone surfaces and 91.01% for acoustic shadow.

In this paper, we extend our preliminary work in the following ways :

- An additional feature based on Gabor filters is introduced that helps characterize the contrast between the acoustic shadow and the visible surrounding tissues.
- The regularization step is improved by constraining the segmentation to identify a unique region corresponding to the spinous process and to account for the convexity of the acoustic shadow cast by the spinous process.
- A feature selection step is also introduced to select the most relevant features. The selected features are rigorously validated based on their classification performance within a learning database.
- The image databases used for learning and testing now include data from a larger number of individuals as well as images acquired using two different transducers to better demonstrate the robustness of the method.
- The additional data and features allow us to use conventional linear discriminant analysis (LDA) for classification, which simplifies the segmentation process significantly without compromising accuracy or generalization.
- The method is thoroughly validated through application on the larger test set, as well as detailed analysis of its sensitivity and specificity. Dice similarity coefficient and Hausdorff distance measures are also computed to further evaluate segmentation accuracy.

The rest of this paper is organized as follows : in Section 3.3, the different steps of the segmentation algorithm and the experimental methodology are described in detail. Our results are presented in Section 3.4, illustrating the promise of the proposed approach. Conclusions and directions for future work are given in Section 3.5.

3.3 Materials and methods

The purpose of the method is to classify each pixel of the ultrasound image into one of three categories : “spinous process”, “acoustic shadow” and “other tissues” (which correspond to the other anatomical structures in the image such as muscles, fat, ligaments, etc.). The principle of the method is illustrated Fig. 3.1. First, feature extraction is applied to the images of the learning database, providing one feature vector for each pixel. Next, feature selection is performed and pixels representing the three categories are randomly chosen from the images of the learning database to create the data set used to train a LDA classifier. The automatic segmentation of a new image is achieved in three steps. First, features are once again computed for each pixel of the image. Then, these pixels are classified into one of the three categories using the trained LDA classifier. Finally regularization of the different regions of the segmented image is performed to account for geometric constraints specific to vertebral images.

3.3.1 Materials for image acquisition and processing

The ultrasound images of the spine used in this study were collected from 7 healthy volunteers between 21 years and 45 years of age at Sainte-Justine Hospital, Montreal, Canada. During the acquisition, the volunteers were lying on a stretcher in prone position, and both the thoracic and lumbar regions of the spine were scanned using a Siemens Acuson S2000 ultrasound system (Siemens Healthcare, Erlangen, Germany). Images were acquired using both a curvilinear ultrasound probe (6C2) with a scanning depth of 6 cm and central frequency set to 6 MHz and a linear ultrasound probe (14L5) with a scanning depth of 4.5-6 cm and central frequency set to 9 MHz. A database of 175 images was thus obtained ; their sizes varied from (400x260) to (680x553) pixels. The algorithms were implemented with MATLAB R2014a and run on a personal computer (Intel Core i7-4720HQ, 8GB memory and NVIDIA GTX965M).

3.3.2 Feature extraction

Several feature extraction methods previously used by others for describing bones surfaces, including image gradient, Foroughi’s bone probability map [13] and phase symmetry [15], were implemented. In addition, to characterize the acoustic shadow, the rupture points described by Hellier et al. [16] were also detected. Furthermore, to discriminate the acoustic shadow and the spinous process from other tissues present in the ultrasound images, texture descriptors based on Local Binary Patterns (LBP) [14] and Gabor filters [9] were also extracted. Each

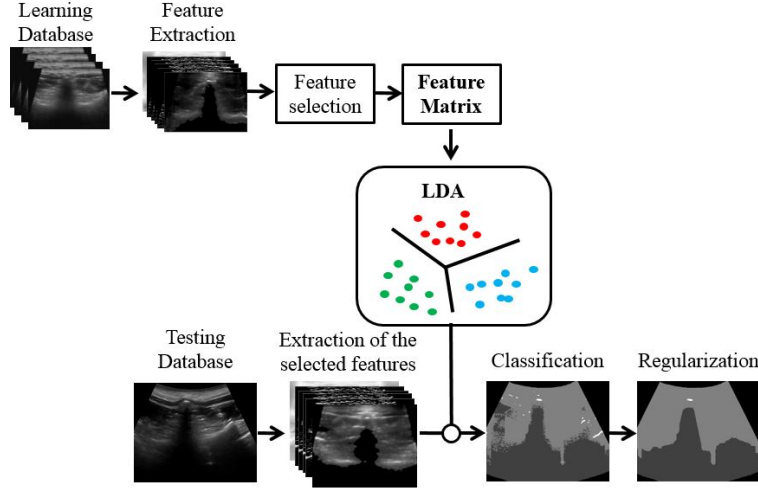


Figure 3.1 Block diagram of the proposed image segmentation method.

of these features is described in more detail below.

Intensity and gradient images

The intensity image and its gradient obtained with the Sobel gradient operator (Fig. 3.2) are used as features. Some information about the acoustic shadow and the bone surfaces is naturally provided by the image itself. The gradient image highlights the boundaries between distinct structures.

Bone probability

Foroughi et al.[13] proposed a *bone probability map* based on two key characteristics of bone surfaces in ultrasound images : the presence of a bright ridge due to specular reflection, and the presence of acoustic shadow below this bright ridge. To obtain the bone probability map, a ridge map that highlights potential specular reflections is first built by filtering the image

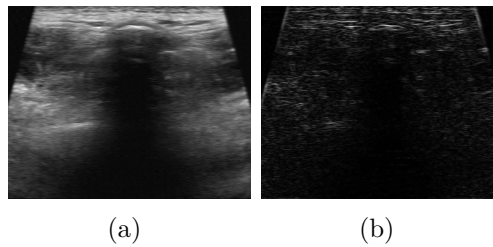


Figure 3.2 Intensity (left) and gradient (right) of a vertebral ultrasound image.

with a Laplacian of Gaussian filter, and this map is multiplied by a map of the *quantity of shadow* (SH), obtained by computing, for each pixel, the sum of the intensities of pixels lying below it :

$$SH(x, y) = \frac{\sum_{j=y}^H G(j - y)I(x, j)}{\sum_{j=y}^H G(j - y)} , \quad (3.1)$$

where x and y are pixel coordinates, $G(\cdot)$ and $I(\cdot)$ represent a Gaussian windowing function and the image intensity, respectively, and H is the number of rows in the image. The standard deviation of the Gaussian window was empirically set to $2/3$ of the image height. While the resulting bone probability map does highlight the spinous process, it may also highlight other tissues like ligaments or fat near a bone surface (Fig. 3.3). Such tissues also generate strong reflections and the acoustic shadow created by the nearby bone structure can be incorrectly associated with them.

Phase symmetry

Since bone surfaces are smooth and highly echogenic, Hacıhaliloglu et al.[15] use a ridge detector based on local phase symmetry to detect them. Measurements of local phase symmetry (Fig. 3.4) are obtained by combining the image's responses to Log Gabor filters at 2 different scales and 6 orientations :

$$PS(x, y) = \frac{\sum_r \sum_m [|e_{rm}(x, y)| - |o_{rm}(x, y)|] - T_r}{\sum_r \sum_m \sqrt{e_{rm}^2(x, y) + o_{rm}^2(x, y)} + \epsilon} . \quad (3.2)$$

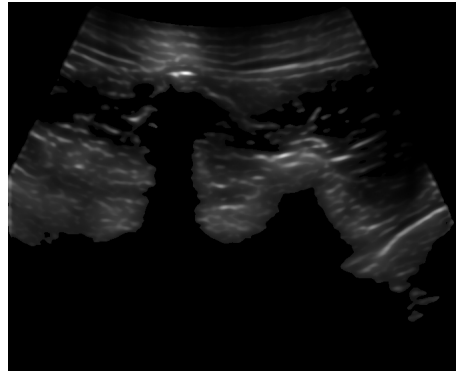


Figure 3.3 Bone probability map of Foroughi et al. [13]. The map highlights the spinous process, but also displays bright areas that correspond to other structures.

In Eq. 3.2, $e_{rm}(x, y)$ and $o_{rm}(x, y)$ correspond to the responses of quadrature 2D Log Gabor filters [15] with scale r and orientation m in the frequency domain :

$$e_{rm}(x, y) = \Re(F^{-1}(2DLGF(I(x, y)))), \quad (3.3)$$

$$o_{rm}(x, y) = \Im(F^{-1}(2DLGF(I(x, y)))), \quad (3.4)$$

where $F()$ and $F^{-1}()$ correspond respectively to the forward and inverse Fourier transforms, $I(x, y)$ is the ultrasound image. $2DLG$ denotes the two-dimensional frequency domain Log Gabor filter defined as [12]

$$2DLG(\omega, \phi) = \exp \left(- \left(\frac{\log((\omega/\omega_0)^2)}{2\log((K/\omega_0)^2)} + \frac{\phi - \phi_0}{2\sigma_\phi} \right)^2 \right), \quad (3.5)$$

where K is the bandwidth of the filter in the radial direction, ω_0 is the center frequency, ϕ_0 is an orientation, σ_ϕ is the orientation spacing between the filters. In this work, all free parameters were set exactly as recommended by Hacıhaliloglu et al. [15].

Fig. 3.4 shows the phase symmetry of a vertebral ultrasound image. The phase symmetry image was enhanced and normalized to demonstrate how this feature enhances bone structures but also other interfaces present in the image such as layers of fat and muscle fibers.

Rupture points

This feature was developed as part of the acoustic shadow detection method proposed by Hellier et al.[16]. For each scan line of the ultrasound image, a statistical test is applied based on two criteria to detect the boundary of a potential acoustic shadow. The first criterion is a

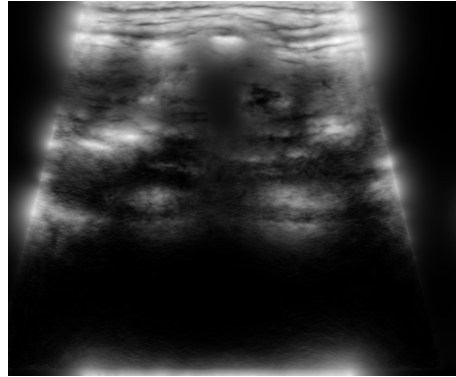


Figure 3.4 Image feature of the phase symmetry

rupture in the signal. For each point of the scan line S , the local symmetric entropy coefficient ρ is computed as

$$\rho(x) = \sum_{i=1}^n \left(S(x-i) \log \frac{S(x-i)}{S(x+i)} + S(x+i) \log \frac{S(x+i)}{S(x-i)} \right), \quad (3.6)$$

where x is depth of the point tested along the scan line and n is a neighborhood size, which we empirically set to 8. *Rupture points* are then determined to be the maxima of ρ for each scan line.

Acoustic shadows are regions where the noise variance is low; thus, the second criterion is based on the similarity between the statistics of the signal below the rupture points and noise model estimated above the rupture points. The image is binarized, associating shadow with regions below the shallowest rupture points failing the statistical test. As demonstrated in Fig. 3.5, this does provide a coarse indication of the presence of acoustic shadow, but sometimes detects acoustic shadow where there is none.

Local Binary Patterns

LBPs [14] are often used as image texture descriptors. In this representation, each pixel is assigned two binary patterns derived respectively from the sign s and magnitude m of the dissimilarities observed between this pixel and its neighbors :

$$LBP_Sign_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, \quad s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

and

$$LBP_Mag_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} m(g_p - g_c) 2^p, \quad m(x) = |x|. \quad (3.8)$$

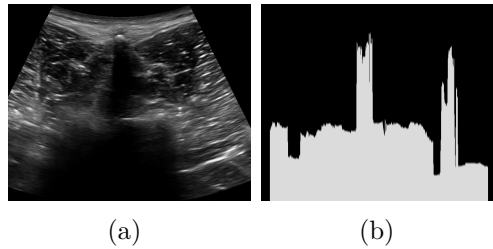


Figure 3.5 Vertebral ultrasound image (left) and binarized image based on rupture point detection (right).

In Eq. 3.7 and Eq. 3.8, g_c and g_p respectively correspond to the intensities of the central pixel and the neighboring pixels, P is the neighborhood size and R is a scale parameter. In this work, we empirically set $P = 8$. The scale parameter R was optimized in terms of its Fisher score [11] with respect to classification, based on independent treatment of LBP sign and magnitude features :

$$D(F_R) = \frac{\sum_{c=1}^C n_c (\mu_c^{F_R} - \mu^{F_R})^2}{\sum_{c=1}^C n_c n_c (\sigma_c^{F_R})^2}, \quad (3.9)$$

where F_R is the sign or magnitude LBP feature at scale R and n_c , μ^{F_R} and $\sigma_c^{F_R}$ correspond respectively to the number, mean and standard deviation of F_R for the class c (which can correspond to spinous process, acoustic shadow or other tissues).

Fisher scores $D(F_R)$ for different values of R are shown Table 3.1, and according to these data, the scale of the LBP was set to 16.

Tableau 3.1 Fisher score for each features

Scale	LBP sign	LBP magnitude
2	0.533	0.045
4	0.707	0.0474
8	0.925	0.0553
16	0.998	0.0748
20	0.971	0.0726
24	0.933	0.0725
30	0.860	0.0631

LBPs are texture descriptors. When applied to ultrasound images, they especially highlight the speckle, so that there will be a contrast between speckle-free regions (e.g., most of the acoustic shadow) and regions with speckle, as shown in Fig. 3.6.

Gabor filter response

The combined response of the input image I to a set of Gabor filters at 8 orientations evenly sampled on the interval $(0, 2\pi)$,

$$GTD(x, y) = \sum_{i=1}^8 g_i(x, y) * I(x, y), \quad (3.10)$$

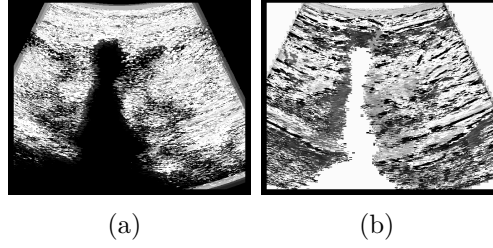


Figure 3.6 Sign (left) and magnitude (right) LBP features.

was used as an additional texture descriptor for the image. In Eq. 3.10, ‘ $*$ ’ is the convolution operator and g_i denotes the i th Gabor filter of orientation θ_i defined in the spatial domain as

$$g_i(x, y) = \exp\left(-\frac{x_i'^2 + \gamma^2 y_i'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(j\left(2\pi\frac{x_i'}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad \psi \in \{0, \pi\}, \quad (3.11)$$

where $x_i' = x \cos(\theta_i) + y \sin(\theta_i)$ and $y_i' = -x \sin(\theta_i) + y \cos(\theta_i)$ and $j = \sqrt{-1}$. We empirically set the wavelength of the sinusoidal factor $\lambda = 1$, the filter scale $\sigma = 2.7$ and the spatial aspect ratio $\gamma = 0.4$. The results were not found to be especially sensitive to these choices of parameters.

The resulting feature enhances bright linear structures. These correspond to bones structures, but also to the layers of fat and muscle fibers in the ultrasound image (Fig. 3.7). Thus, the contrast between the acoustic shadow and the visible surrounding tissues is enhanced.

3.3.3 Feature selection

To determine the most relevant subset of features necessary for classification, we use the sequential floating forward selection (SFFS) method proposed by Pudil et al.[39]. Its principle

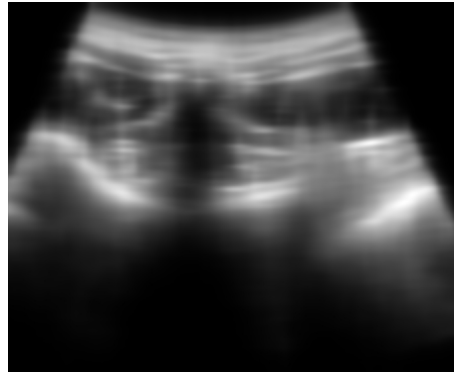


Figure 3.7 Gabor filter response feature.

is to start with an empty set of features, iteratively adding the best features and removing the worst features according to a utility criterion. In our case, we seek to maximize the stability of the classifier. To this end, classification rates are measured each time a feature is added or removed from the set using threefold cross-validation. The algorithm terminates when all the features were added to the set or there is no significant change in classification rate. The resulting set of features is taken to be optimal.

3.3.4 Classification

We used LDA [35], a generalization of Fisher’s linear discriminant, as a classification method because it is simple and fast. Its principle is to create linear sub-spaces, obtained from linear combinations of the features, which maximize the ratios of between-class variance to within-class variance of the learning database. Based on the projections of the training data onto these sub-spaces, linear decision boundaries are computed that optimally separate the data belonging to each class from the data belonging to each of the other classes. New data requiring classification are subsequently projected onto the learned sub-spaces and assigned to a class based on the learned decision boundaries.

3.3.5 Regularization

Pixel classification provides an initial segmentation of the image into regions corresponding to the “spinous process”, “acoustic shadow” and “other tissues” classes. Regularization of the resulting regions is necessary to reflect the following context-specific geometrical constraints (Fig 3.8) :

- **Neighboring pixels are more likely to belong to the same region than to belong to different regions.** To account for this, opening morphological operations with small structuring elements are first applied to the segmented image.
- **The acoustic shadow of a vertebra is a very large region.** In our images, the average acoustic shadow occupy on the order of 200,000 pixels. Thus, connected components initially labeled as “acoustic shadow” are relabeled as “other tissues” if they are smaller than 0.3% of this average size. This operation removes artifacts that could interfere with the next regularization operations.
- **Pixels that are part of the spinous process region lie just above the top of the acoustic shadow.** Therefore, connected components classified as “spinous process” which are not in the neighborhood of the top of the acoustic shadow are relabeled as “other tissues”. For each of the remaining connected components, the mean of the bone probability feature (see Section 3.3.2) is calculated. The connected

component with the largest bone probability value is the only one to keep its “spinous process” label and the others are relabeled as “other tissues”.

- **A vertebra casts only one acoustic shadow and this shadow has a smooth, convex shape.** Therefore, a region of interest around the shallowest “acoustic shadow” pixel is defined and all connected components labeled as “acoustic shadow” within the region of interest are merged. The region labeled as “acoustic shadow” is then expanded to fill the boundaries of its convex hull. Finally, the (now convex) boundary of the acoustic shadow is smoothed using a median filter.

3.3.6 Experimental methodology

Image database

The gold standard used for training and testing the classifiers was a manual segmentation of all images validated by a radiologist. Furthermore, the visual quality of all images in the database were also assessed by the radiologist and the images of exceedingly poor quality were removed from the database. The final database was thus comprised of 107 images (out of the original 175) of reasonable quality. We used 2/3 of the images from each transducer for the learning database and the rest of images formed the testing database.

Since the spinous process occupies a much smaller area in the images than the other two regions, using all the pixels from the learning database to train the classifier would lead to a highly unbalanced training set and poor classifier performance. Therefore, while the training set contains all the pixels belonging to the spinous process in the learning database, it does not include all pixels from the other two classes. For these, a total of seven times more pixels than for the “spinous process” class are used, thereby preserving a known, constant and reasonable ratio between the number of pixels for the spinous process and the number of pixels for the other two classes. These pixels are chosen randomly.

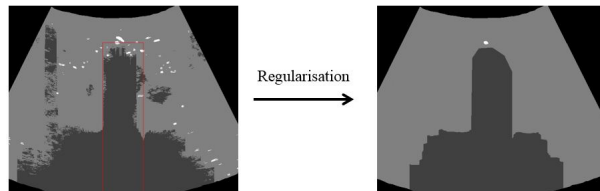


Figure 3.8 Sample result for the regularization step. The boundary of the region of interest for the acoustic shadow is in red.

Assessment criteria

Four measures are used to assess accuracy of the proposed method :

1. **Classification rate.** The classification rate measures the sensitivity of the segmentation algorithm with respect to each class.
2. **Dice similarity coefficient (DSC).** The DSC measures the spatial overlap between two point sets A and B :

$$DSC = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}. \quad (3.12)$$

Here, A and B respectively correspond to the automatically and manually segmented spinous processes (or acoustic shadows). $DSC = 1$ corresponds to a complete overlap.

3. **Hausdorff distance.** The Hausdorff distance, defined as

$$HD = \max(h(A, B), h(B, A)), \quad h(A, B) = \min_{a \in A} \max_{b \in B} \|a - b\|, \quad (3.13)$$

measures how far two sets of points A and B are from each other. In this paper, we evaluate the Hausdorff distance between the boundaries of the automatically and manually segmented acoustic shadows. Only the boundary in a region of interest around the spinous process (see Fig. 3.8) is considered because the acoustic shadow created in the vicinity of the spinous process is the region which interests us most.

4. **Euclidean distance between centroids.** We apply this measure to the centroids of the automatically and manually segmented spinous processes to evaluate our algorithm's localization accuracy.

3.4 Results and discussion

3.4.1 Feature relevance

This section concerns the relevance of the image features considered. We performed feature selection on the learning database using the SFFS method summarized in Section 3.3.3 with threefold cross-validation. Fig. 3.9 shows the classification rate, corresponding to the true positive rate, for the three classes, as the number of included features in SFFS increases. These curves do not directly show specificity when taken individually, but specificity is indirectly reflected in the growth of the classification rate for the other classes. Except for the intensity of the image, all the features were kept in the final feature set.

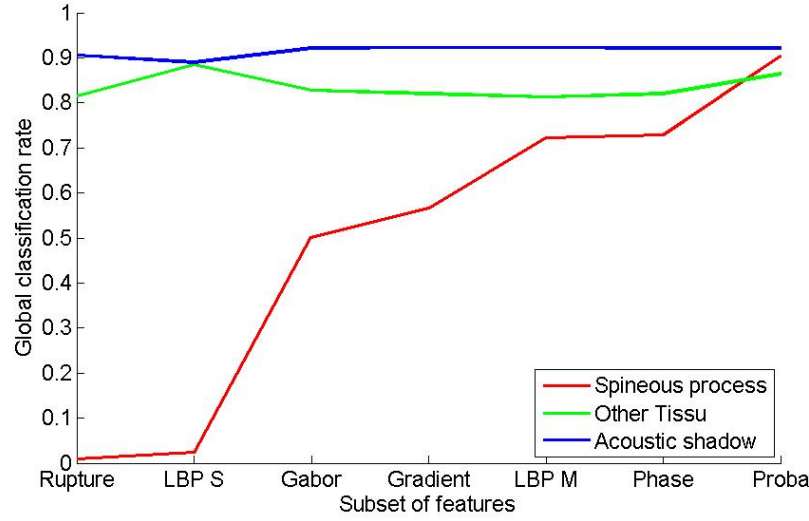


Figure 3.9 Classification rate for the three regions during the SFFS procedure.

Regarding the acoustic shadow, Fig. 3.9 shows that after including the rupture point, LBP sign and the Gabor filter features, the classification rate does not improve, suggesting that these three features adequately predict the presence of acoustic shadow. This is not surprising since the rupture point feature is specifically designed to detect acoustic shadows and the Gabor filters and the LBP sign highlight most of the anatomical structures which surround them.

For the spinous process, the classification rate starts at a very low value and increases steadily with the inclusion of new features. Each of these features characterizes one property of bone surfaces, but other anatomical structures also share this property. Consequently, the combination of all these features is essential to the accurate segmentation of the spinous process.

The normalized confusion matrix (Table 3.2) shows mis-classification tendencies for each class. It also illustrates the proportion of the images occupied by each region. “Other tissues” are very significant since they compose 57% of an image on average. Thus, the better the classification rate for “other tissues”, the more the specific the method is with respect to the spinous process and its acoustic shadow. Generally, when mis-classified, pixels belonging to the spinous process tend to be mis-classified as “other tissues”, and similarly for the pixels belonging to the acoustic shadow. There is little confusion between the acoustic shadow and the spinous process, indicating that these two regions are well separated by the classifier. “Other tissues” are frequently mis-classified as part of the spinous process. This is one reason why a regularization step is required to improve the segmentation.

Tableau 3.2 Normalized confusion matrix of the method, averaged over all the images

classification rate	Classifier output			
Actual value	Spinous process	0.08%	0.01%	0%
	Acoustic shadow	0.03%	38.95%	3.86%
	Other tissues	0.94%	6.94 %	49.19 %

3.4.2 Segmentation results

In this section, the segmentation of vertebral ultrasound images is assessed. We used the set of features obtained with the SFFS, classified each image of the testing database and applied regularization as described in Section 3.3. Table 3.3 shows our results averaged over all the images. These results are very promising, with classification rates around 85% for the spinous process, 92% for the acoustic shadow and 91% for the “other tissues”.

Tableau 3.3 Classification rate averaged over all the images of the testing database.

	Classification rate
Spinous process	84.72% \pm 19.59%
Acoustic shadow	92.49% \pm 5.09%
Other tissues	90.75% \pm 7.15%

To develop a better understanding of the proposed method, several examples are shown in Fig. 3.10. The first two rows of Fig. 3.10 demonstrate typical, good segmentation results, while the examples from the third and fourth rows were purposely selected to illustrate some limitations of our approach.

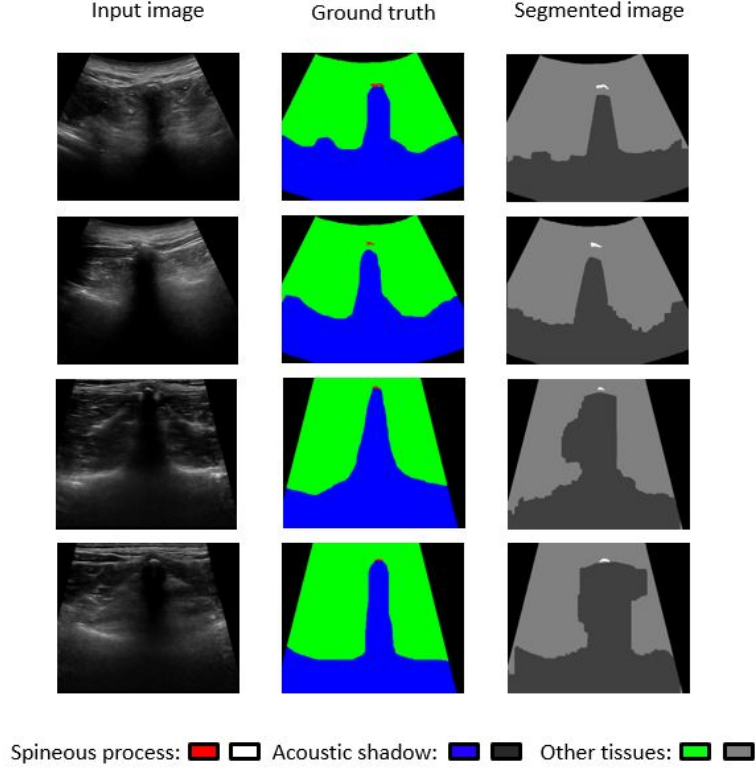


Figure 3.10 Sample segmentation results. Left : input ultrasound image, Middle : Manual segmentation, Right : Automatic segmentation.

Segmentation quality measures are reported in Tables 3.3 and 3.4. The proposed method generally performed an accurate segmentation of the acoustic shadow. We obtained a high classification rate, a DSC of 0.88 with a low standard deviation, and a Hausdorff distance of 3.9 mm for the acoustic shadow below the spinous process. However, the standard deviation for the Hausdorff distance is very high. This is due to a few inaccurate segmentation results, like those shown in the third and fourth rows of Fig. 3.10, occurring when there is a region containing little speckle adjacent to the acoustic shadow. The acoustic shadow overextends horizontally over a small region. When the convex hull is computed, the size of this overextension is reduced but it is not entirely removed. To address this problem, the use of a shape template for the acoustic shadow, designed from the input of several experts, could be a solution.

Tableau 3.4 Segmentation quality measures averaged over all the images of the testing database.

Segmentation quality measure	
DSC (acoustic shadow)	0.88 ± 0.06
DSC (spinous process)	0.72 ± 0.17
Hausdorff distance (mm)	3.90 ± 1.4
Euclidean distance between spinous process centroids (mm)	0.38 ± 0.4

Notice that the classification rate is higher for the “other tissues” and lower for the spinous process than those reported in Table 3.2. This is due to the introduction of the regularization step following the initial classification. This regularization step selects a single connected component to represent the spinous process. This improves the the specificity of the segmentation (hence the improvement in the classification rate for “other tissues”). However, this also slightly reduces sensitivity. As a matter of fact, in our database, there was one case where no spinous process was found at all after regularization. We also measured a distance of 0.38 mm between the centroids of the spinous process in the manually and automatically segmented images, demonstrating that the segmented spinous process is very close to the true one. However, $DSC = 0.72$, indicating under-segmentation of the spinous process, as illustrated in Fig. 3.11. The visible part of the spinous process is a very small region, so a few mis-classified pixels have a strong impact on the classification rate and the DSC .

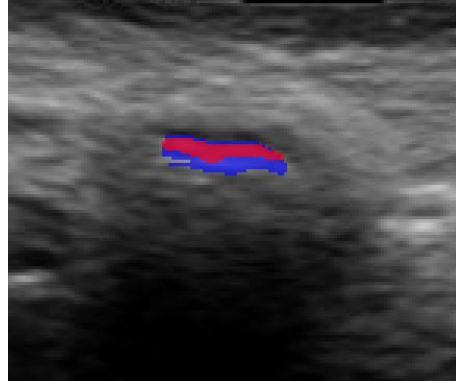


Figure 3.11 Example of an under-segmented spinous process. Red : manual segmentation, blue : automatic segmentation.

3.5 Conclusion

In this paper, we proposed an automatic method for the segmentation of vertebral ultrasound images in the transverse view. This method automatically and simultaneously segments the spinous process and its acoustic shadow in the image. It is based on a set of features derived and adapted from the literature, and designed to capture the characteristics of bone and shadow in ultrasound images, and their contrast with respect to the background textures. A LDA classifier is used to classify each pixel in three classes : “spinous process”, “acoustic shadow” and “other tissues”. Then, a regularization step is applied to the individually classified pixels to account for some of the geometric properties of vertebral images. The feature set was validated using established feature selection techniques. The segmentation method was then tested on a large database, and we obtained classification rates around 84% for the spinous process, 92% for the acoustic shadow and 91% for “other tissues”. Furthermore, the centroid of the spinous process was at an average distance of 0.38 mm from the manually segmented spinous process, and we obtained Dice similarity coefficients of 0.88 for the acoustic shadow and 0.72 for the spinous process. The results of this algorithm are thus quite promising. In future work, we will optimize the image acquisition parameters and protocol in order to capture other anatomical structures like the transverse processes, the laminae and the vertebral bodies, which will be integrated as new classes in the segmentation algorithm. The method will also be validated on images from scoliotic patients so that its use may be investigated to assist dense 3D reconstructions of the scoliotic spine as well as intra-operative surgical guidance.

CHAPITRE 4 Simulateur d'échographie

Ce chapitre concerne l'élaboration d'un simulateur d'échographie (Fig 4.1) à partir de données volumiques médicales. Le but de ce simulateur est de fournir une aide pour l'acquisition d'images échographiques de la colonne vertébrale. Il permet au préalable de s'entraîner avec une sonde virtuelle pour trouver les positions et orientations adéquates, mais aussi de visualiser le type d'image et les structures que l'on peut obtenir. L'interface du simulateur permet de visualiser les données volumiques et une sonde en 3D, une coupe correspondant à la position et l'orientation de la sonde dans le volume, ainsi qu'une image échographique simulée à partir de cette coupe.

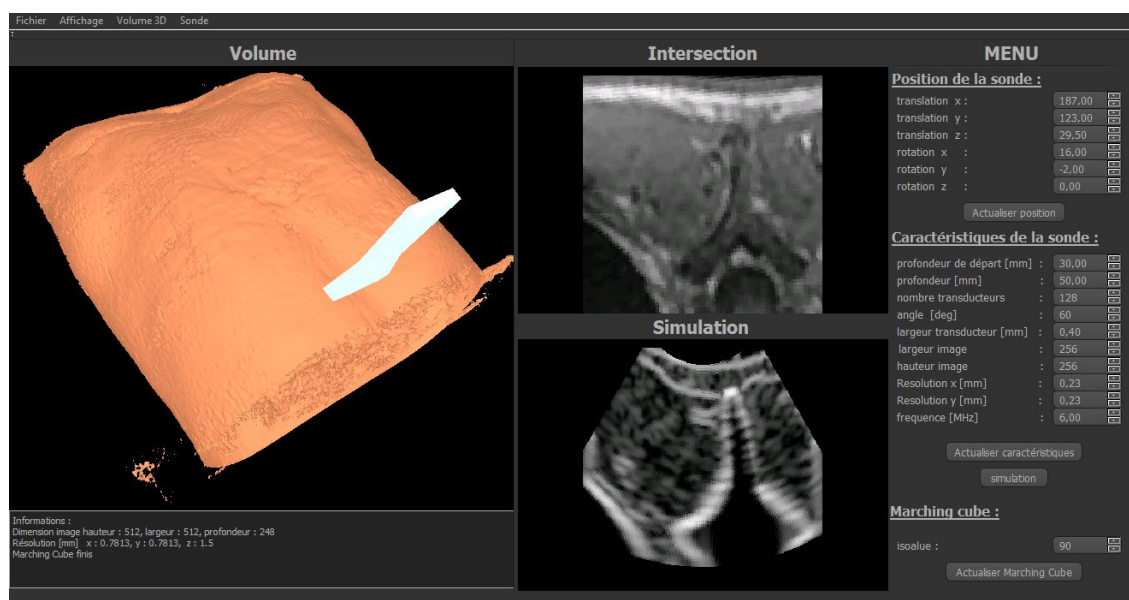


Figure 4.1 Interface du simulateur d'échographie

Dans les sections suivantes, nous allons tout d'abord détailler la méthodologie nous permettant de simuler des images échographiques, puis nous présentons l'interface du simulateur ainsi que les résultats obtenus. Ces résultats ont été présentés lors de la *45e réunion annuelle de la Société de la Scoliose du Québec* tenue en octobre 2015.

4.1 Méthodologie

4.1.1 Modèle de formation des images ultrasons

La méthode utilisée pour simuler des images échographiques est tirée de [18]. Cette méthode se base sur des principes simplifiés de la génération d'ondes acoustiques afin de former une image. On se limite à un seul type de sonde qui est une sonde convexe et les hypothèses considérées sont les suivantes :

- Certaines spécificités de notre sonde sont connues : fréquence d'émission, profondeur d'exploration, taille de l'image, angle du faisceau ultrason, nombre de transducteurs.
- La propagation des ondes suit un modèle linéaire reposant sur la validité de l'approximation de Born. C'est-à-dire que seule l'onde incidente et les ondes réfléchies par une seule interaction avec une structure sont prises en compte : il n'y a pas de réflexions multiples.
- La diversité des tissus dans une petite région d'intérêt entraîne des fluctuations négligeables de l'onde.
- La réponse impulsionnelle du système (PSF) est invariante dans le temps et dans l'espace.

Le modèle utilisé se base sur l'équation de propagation des ondes dans un milieu non homogène [36] :

$$\nabla^2 p - \frac{1}{c_0^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = \frac{1}{c_0^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} \gamma(r) + \nabla(\mu(r) \nabla p), \quad (4.1)$$

où $p(r, t)$ correspond à la pression acoustique, à une position r et un temps t . Selon Bamber et Dickinson [21], moyennant quelques hypothèses simplificatrices¹, ce modèle peut être réduit à une convolution entre la réponse impulsionnelle du système $H(x, y)$ et une fonction $T(x, y)$ qui décrit l'échogénicité des tissus :

$$I_{RF} = H(x, y) \otimes T(x, y), \quad (4.2)$$

où \otimes correspond à la convolution et I_{RF} est le signal RF résultant, et y est l'axe de propagation de l'onde.

$T(x, y)$ est donné par :

$$T(x, y) = \frac{\delta^2}{\delta y^2} Z(x, y), \quad (4.3)$$

1. Approximation de Born : le volume constituant la région d'intérêt a une densité et une compressibilité uniforme et la longueur d'onde de l'onde est très petite par rapport à la longueur spatiale d'une pulsation et à la largeur du faisceau.

où $Z(x, y)$ correspond à l'impédance acoustique des tissus à la position (x, y) . L'utilisation d'une dérivée seconde correspond à la réflexion de l'onde acoustique lorsqu'elle passe d'un milieu à un autre (voir section 2.4). On considère donc que l'onde réfléchie correspond à la différence d'impédance des deux milieux. Dans leur modèle, Dillenseger et al [18] n'ont pas considéré l'impact de l'angle d'incidence de l'onde acoustique. Nous avons décidé de l'ajouter, car c'est une composante très importante pour la visualisation de vertèbres étant donné leur forme géométrique. Le changement de l'angle d'incidence peut rendre l'apophyse épineuse visible ou non. Du fait de sa simplicité, nous utilisons un modèle de diffusion lambertien en tenant compte de l'angle d'incidence des ondes.

La convolution est une opération associative et commutative. Bamber et Dickson [21] ont donc déplacé la dérivée seconde pour l'appliquer sur la PSF et obtenir ce modèle :

$$I_{RF} = \frac{\delta^2}{\delta y^2} H(x, y) \otimes Z(x, y) \quad (4.4)$$

Dans notre cas, nous devons rajouter la diffusion de Lambert à la composante $T(x, y)$, nous donnant ainsi cette équation :

$$I_{RF} = H(x, y) \otimes \left(\frac{\delta^2}{\delta y^2} Z(x, y) |i(x, y) \cdot N(x)| \right), \quad (4.5)$$

où $i(x, y)$ correspond à l'onde incidente et $N(x)$ correspond à la normale à la surface. L'image I_{US} est obtenue à partir de l'enveloppe de chaque signal RF, elle-même obtenue grâce à la transformée de Hilbert appliquée sur chaque colonne de l'image.

$$I_{US} = |I_{RF} + j \text{Hilbert}(I_{RF})| \quad (4.6)$$

Puis un sous échantillonnage, une compression logarithmique et une transformation en coordonnées cartésiennes sont appliquées sur l'image I_{US} afin d'obtenir l'image échographique finale.

Pour effectuer une simulation, il est nécessaire d'avoir en entrée une carte des impédances acoustiques des tissus imagés, obtenue à partir d'une segmentation manuelle de l'intersection entre les données volumiques et le plan image de la sonde. Les impédances acoustiques utilisées sont répertoriées dans le tableau 4.1.

La simulation s'effectue en plusieurs étapes (Fig 4.2) :

- La classification des tissus dans l'image.

Tableau 4.1 Impédance acoustique pour chaque type de structure d'intérêt [2]

Médium	Impédance acoustique ($10^6 kgm^{-2}s^{-1}$)
Air	0.004
Graisse	1.38
Eau	1.48
Sang	1.66
Rein	1.62
Tissu mou	1.63
Foie	1.65
Muscle	1.74
Peau	1.99
Os	7.8

- La transformation de l'image en coordonnées polaires, parce que nous utilisons une sonde convexe et que les images échographiques sont formées en effectuant un balayage sectoriel.
- La création de micro-diffuseurs pour générer le *speckle*.
- L'échantillonnage du signal.
- Le calcul de la dérivée seconde et l'ajout de la diffusion de Lambert, permettant de modéliser l'interaction entre les ondes acoustiques et les structures d'intérêt.
- La convolution avec la PSF, pour pouvoir modéliser la réponse du système échographique.
- L'atténuation du signal lors de sa propagation dans le milieu.
- La détection de l'enveloppe des signaux RF.
- Le sous-échantillonnage des signaux.
- La compression logarithmique, afin d'adapter la plage dynamique de l'image à l'oeil humain.
- La transformation de l'image polaire en coordonnées cartésiennes.

Transformation cartésien/polaire

La formation d'une image échographique se fait à partir d'un balayage séquentiel du faisceau dans le milieu. Pour une sonde convexe, un balayage sectoriel est effectué, puis une interpolation est réalisée pour fusionner les différents secteurs afin de créer l'image échographique (Fig 4.3).

La coupe segmentée est une image en coordonnées cartésiennes. Étant donné l'utilisation d'une sonde convexe, il est nécessaire de convertir l'image cartésienne en coordonnées polaires.

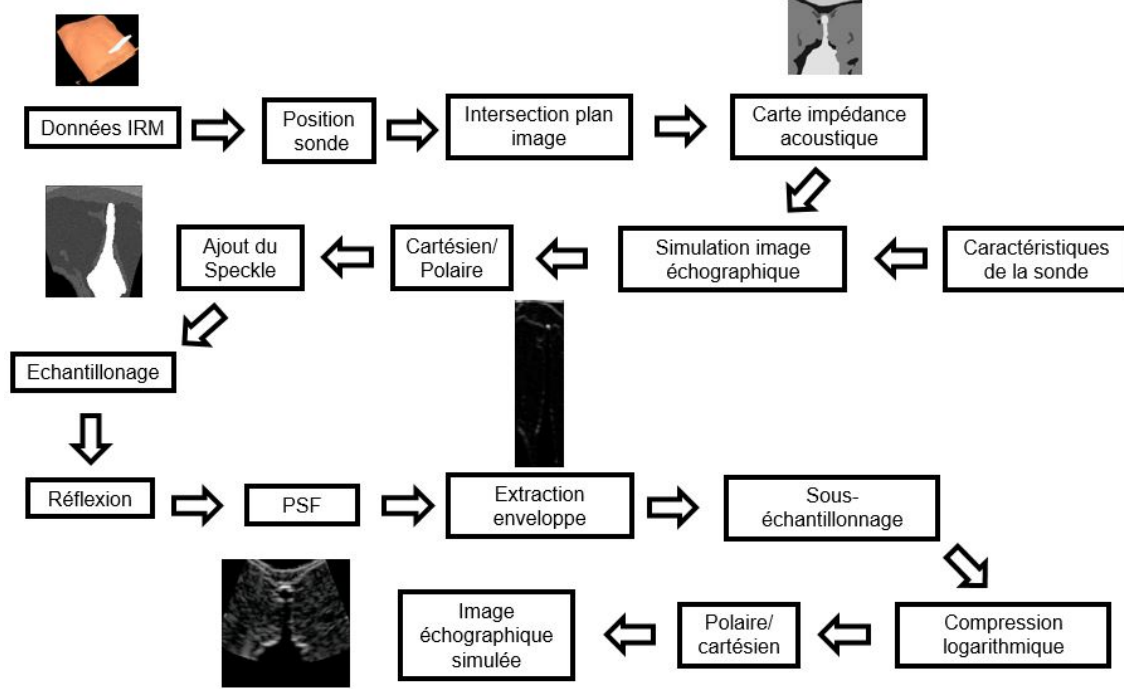


Figure 4.2 Diagramme de flux du simulateur

Chaque secteur correspond à une colonne de l'image polaire, le nombre total de secteurs correspond au nombre de transducteurs dans la sonde. La résolution axiale dépend de la fréquence de l'onde acoustique transmise, chaque pulsation émise par les transducteurs a une longueur spatiale (SPL) (Fig 4.4) donnée par :

$$SPL = \frac{\lambda Q \sqrt{\ln(2)}}{\pi}, \quad \text{où } \lambda = c/f, c = 1540 \text{ m/s}, \quad (4.7)$$

avec f et c correspondant à la fréquence en MHz et à la vitesse de propagation des ondes acoustiques dans les tissus mous. Q est le *facteur de qualité de la sonde*, c'est-à-dire la mesure sans unité du taux d'amortissement d'une pulsation. λ est la longueur d'onde, le facteur $\frac{Q \sqrt{\ln(2)}}{\pi}$ correspond à une approximation du nombre de cycles dans une pulsation (Fig 4.4). Pour une sonde ayant un facteur de qualité $Q = 10$, le SPL est d'environ 3λ .

À partir de la longueur spatiale d'une pulsation, il est possible de définir la résolution axiale (dy), c'est-à-dire la distance de séparation à partir de laquelle deux structures différentes ne peuvent plus être distinguées dans l'image.

$$dx = \frac{SPL}{2} \quad (4.8)$$

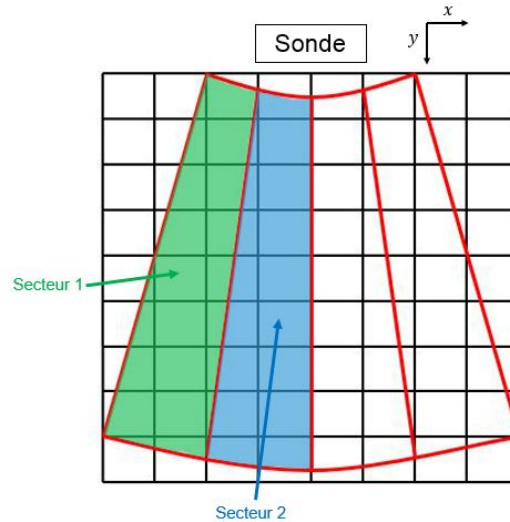


Figure 4.3 Représentation coordonnées cartésiennes/polaires d'une image échographique et balayage sectoriel

La profondeur de pénétration des ondes acoustiques dépend aussi de la fréquence, car l'atténuation du signal est une fonction de la fréquence : plus la fréquence augmente, plus l'atténuation est importante, entraînant ainsi une forte perte de signal. Au-delà d'une certaine profondeur, plus aucun signal n'est transmis aux tissus ni réfléchi vers les transducteurs.

La transformation de l'image en coordonnées polaires s'effectue à partir d'une interpolation utilisant les quatre pixels voisins. Les poids de l'interpolation correspondent à la distance pondérée entre les centres des pixels voisins et la position de l'élément concerné. À partir de l'angle du faisceau et du nombre de transducteurs, il est possible de calculer la résolution angulaire, permettant d'avoir les coordonnées polaires et cartésiennes des éléments et ainsi d'effectuer l'interpolation.

Cette méthode d'interpolation est utilisée pour passer des coordonnées cartésiennes aux polaires, mais aussi des coordonnées polaires aux coordonnées cartésiennes.

Création des micro-diffuseurs en vue de générer du *speckle*

Le *speckle* est un élément important qui caractérise les images échographiques. Il provient de la superposition des ondes diffusées dans les tissus (Section 2.4, p.10). Plus le milieu traversé contient des éléments réflecteurs de taille comparable ou plus petite que λ comme les globules rouges, les capillaires et autres inhomogénéités, plus il y a de *speckle*. Le simulateur se base en entrée sur une image segmentée des différents tissus et organes. Cette segmentation ne comprend pas la texture se trouvant à l'intérieur et à la surface de ces tissus. Dans leur

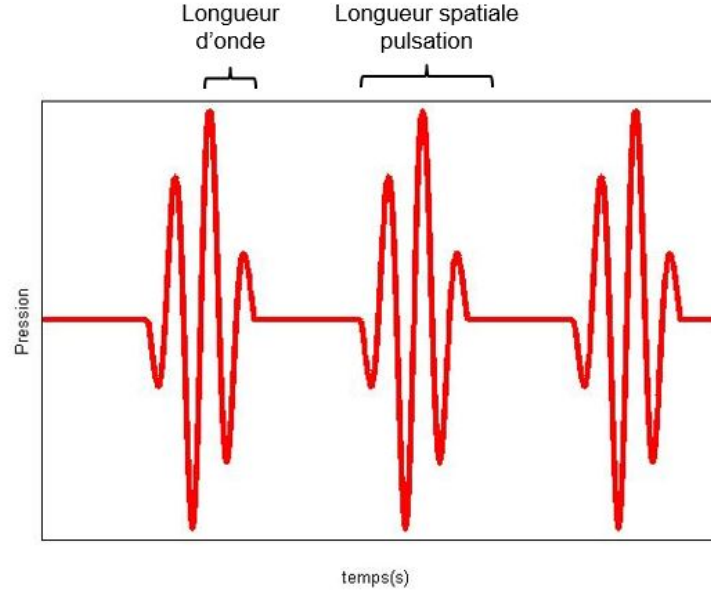


Figure 4.4 Schéma d'émission d'ondes. La longueur d'onde correspond à la période de la pulsation et la longueur spatiale pulsation correspond à la durée d'une pulsation.

méthode, Dillenseger et al [18] utilisent le modèle de distribution d'inhomogénéités proposé par Laporte et al. [28]. Ce modèle correspond à l'extension du modèle 1D de Cramblitt et al [41] en 2D ou 3D. Nous utilisons le même modèle, car nous avons déjà accès à son implémentation, ce qui a rendu son intégration au simulateur rapide et facile.

L'extension du modèle 1D à un modèle 2D se fait grâce à une courbe de Hilbert [19]. Cette méthode permet de convertir des positions 1D en des positions en 2D, mais aussi en 3D. Son principe se base sur une succession de pliages de la droite pour lui faire parcourir un espace ayant une dimension plus grande (Fig 4.5). Les pliages de la courbe de Hilbert suivent la forme d'une fractale, permettant ainsi de préserver la localité et la régularité entre les positions des diffuseurs. Chaque point sur la courbe de Hilbert est répertorié selon un index de mk bits, où k correspond au degré de précision de la courbe de Hilbert et m au nombre de cellules dans la grille, dans notre cas m correspond à la dimension de l'image. Chaque point de la droite, correspondant éventuellement à un diffuseur, est donc associé à un pixel. L'ajout du '*speckle*' se fera par la multiplication de l'échogénicité locale des diffuseurs avec l'impédance du pixel (d'après la coupe segmentée)

Le modèle de Cramblitt et al.[41] permet la génération de diffuseurs en une dimension x selon une fonction de la forme :

$$s(x) = \sum_i a_i \delta(x - X_i) \quad (4.9)$$

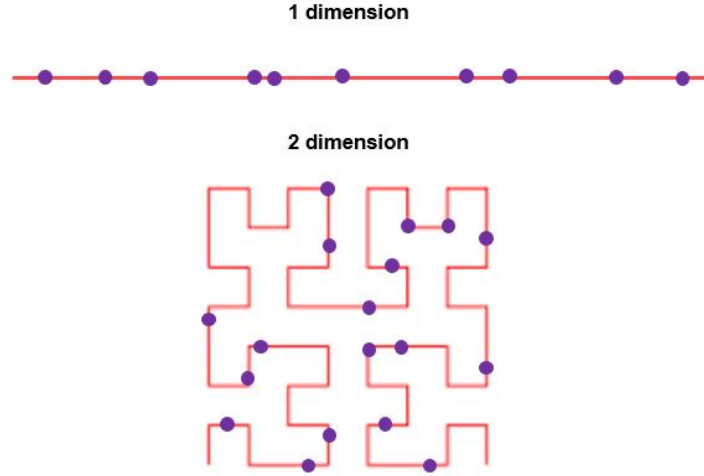


Figure 4.5 Exemple d'une courbe de Hilbert. Modifié à partir de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Hilbert_curve.png

Où a_i et X_i correspondent à la force et à la position des microparticules d'inhomogénéité (diffuseurs) sur une droite.

La distance ($d_i = X_i - X_{i+1}$) entre deux microparticules est donnée par une distribution gamma de paramètres α et β :

$$f(d) = \frac{d^{\alpha-1} e^{-\frac{d}{\beta}}}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha}, \quad (4.10)$$

où Γ correspond à la fonction gamma $\Gamma : z \rightarrow \int_0^\infty t^{z-1} e^{-t} dt$.

À partir de cette distribution, il est possible de calculer la moyenne et la variance de la distance entre deux diffuseurs par $\bar{d} = \alpha\beta$ et $\sigma_d^2 = \alpha\beta^2 = \frac{\bar{d}}{\alpha}$. Cela permet de définir le modèle de distribution de la distance inter-diffuseurs selon une densité ($\frac{1}{d}$) et une régularité (α). Dans la figure 4.6 se trouve une distribution avec une régularité fixe et une densité qui augmente : on remarque que le nombre de blancs augmente avec la densité. En Fig 4.7 se trouve une distribution avec une densité fixe et une régularité qui augmente, la régularité va influencer sur l'organisation spatiale des diffuseurs dans la carte. Plus la régularité augmente, plus les diffuseurs vont être distribués à un intervalle fixe.

L'échogénicité du diffuseur sera déterminée selon une distribution log-normale :

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (4.11)$$

où μ et σ correspondent à l'espérance et l'écart-type de la distribution. Pour notre simulateur,

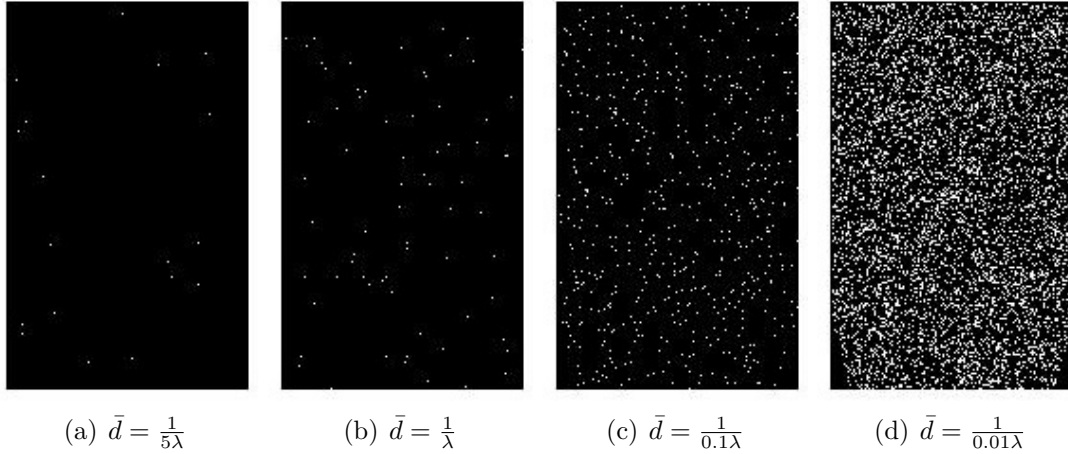


Figure 4.6 Distribution de diffuseurs avec une régularité ($\alpha = 1$) fixe et une densité qui augmente de (a) vers (d)

nous avons choisi empiriquement des valeurs pour μ et σ égaux respectivement à 1 et 0.2.

Il est nécessaire de créer plusieurs cartes avec différentes valeurs pour les paramètres \bar{d} et α en fonction du type de tissu que l'on simule. Dans la figure 4.8 se trouve la distribution des diffuseurs et la segmentation manuelle pour des images IRM de foie et de vertèbres. Les quatre cartes utilisées sont :

- **1ière** concernant l'air et les structures osseuses. On leur associe une distribution de diffuseurs avec une faible densité et irrégulière.
- **2ième** concernant la graisse et la peau. On leur associe une distribution de diffuseurs avec une forte densité et régulière.
- **3ième** concernant le foie. On lui associe une distribution de diffuseurs avec une densité et une régularité moyennes.
- **4ième** concernant le muscle et les tissus mous. On leur associe une distribution de diffuseurs avec une densité et une régularité moyennes, mais plus importantes que pour le foie.

Le choix de la distribution des diffuseurs pour l'air, l'eau, la graisse, le foie sont tirées de Dillenseger et al [18]. Nous avons fixé nous-mêmes les autres sur la base d'images échographiques réelles, car dans le cas de notre étude sur la scoliose et les vertèbres, ce choix a peu d'influence sur les résultats.

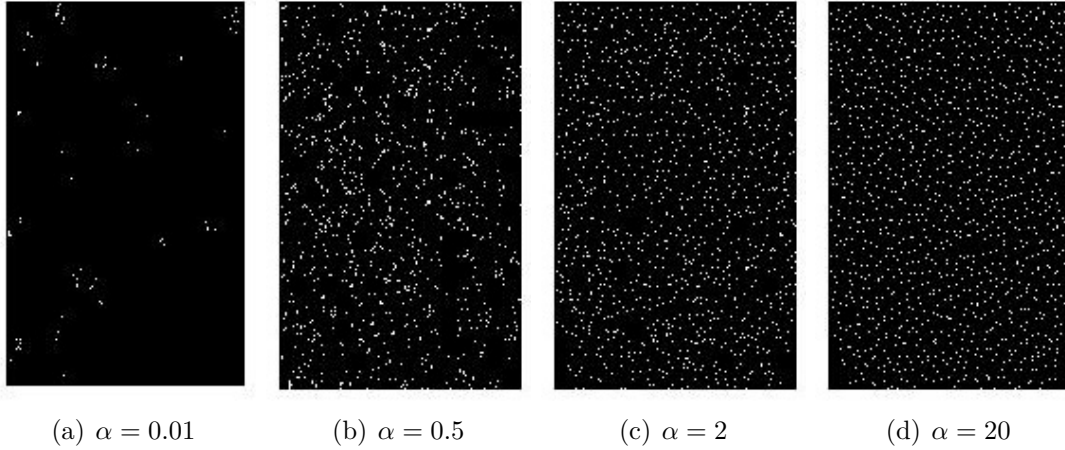


Figure 4.7 Distribution de diffuseurs avec une densité fixe ($\bar{d} = \frac{1}{0.05\lambda}$) et une régularité qui augmente de (a) vers (d)

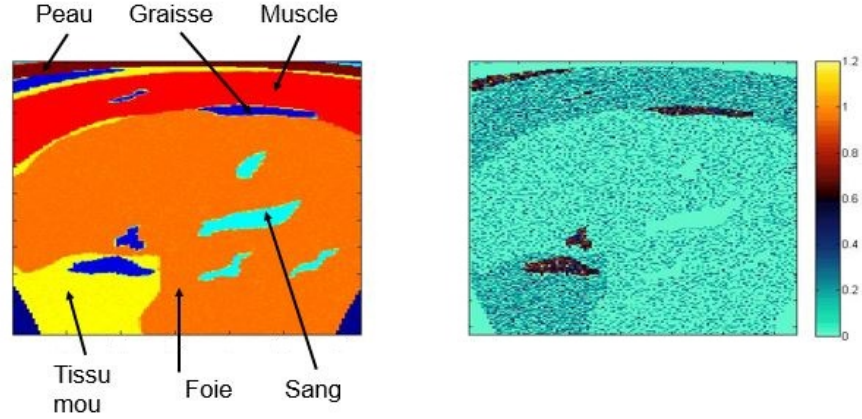
Echantillonnage/sous-échantillonnage du signal

Nous effectuons une étape d'échantillonnage et de sous-échantillonnage pour éviter un phénomène d'aliasing dans les images. Selon le théorème de Nyquist, l'échantillonnage d'un signal exige une fréquence d'échantillonnage supérieure au double de la fréquence maximale présente dans le signal. Nous avons donc choisi arbitrairement une fréquence de sous-échantillonnage trois fois plus grande à la fréquence d'émission de la sonde. Le sous-échantillonnage du signal s'effectue après la détection de l'enveloppe du signal.

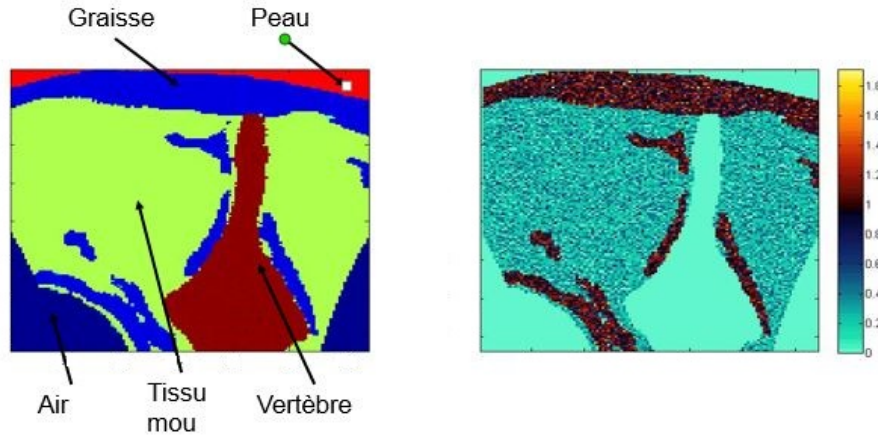
Diffusion de Lambert

Dans leur modèle, Bürger et al [7] ont utilisé une diffusion de Lambert pour prendre en compte l'angle d'incidence de l'onde sur les structures lors de la réflexion. Dans le cas d'acquisition d'images vertébrales par échographie, l'angle d'incidence de l'onde sur les structures osseuses a un rôle important dans la qualité de l'image. Pour certaines orientations et positions de la sonde, des surfaces osseuses peuvent disparaître ou être moins brillantes. De même, l'ombre acoustique peut être plus ou moins étendue. C'est pourquoi nous avons rajouté au modèle de Dillenseger et al [18] la diffusion de Lambert.

Lors d'un changement de milieu, l'onde réfléchiée est calculée à partir de la dérivée seconde des impédances acoustiques, puis multipliée par le produit scalaire entre la normale à la surface du milieu et l'orientation du faisceau acoustique.



(a) Image de foie



(b) Image de vertèbre

Figure 4.8 Segmentation manuelle et distribution des diffuseurs, la barre de couleur indique la force de chacun des diffuseurs.

$$Z_L = |R.N|Z_R, \quad (4.12)$$

où Z_L et Z_R sont les impédances acoustiques après la diffusion de Lambert et après la réflexion spéculaire. R est le vecteur unitaire de direction du faisceau et N est le vecteur unitaire normal à la surface du milieu (Fig ??). En calculant le gradient selon x (g_x) et y (g_y), on obtient l'angle α entre l'onde acoustique et le vecteur normal à la surface, ce qui nous permet de calculer le produit scalaire désiré.

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{g_y}{g_x}\right) \quad (4.13)$$

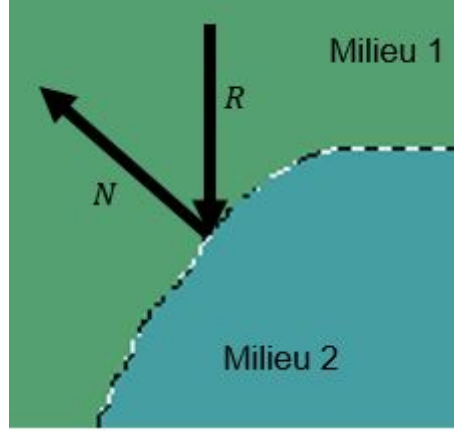


Figure 4.9 Schéma de la diffusion de Lambert

PSF

La PSF, tirée de l'équation (Eq 2.8) donnée par Bamber et Dickinson [21] , est modélisée par à une onde sinusoïdale modulée par une enveloppe gaussienne centrée en $(0, 0)$:

$$H(x, y) = \exp\left(\frac{-1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_{lat}^2} + \frac{y^2}{\sigma_{ax}^2}\right)\right) \cos(2\pi f y) \quad (4.14)$$

σ_{lat} et σ_{ax} correspondent aux écarts types de la gaussienne selon les axes x et y , et f à la fréquence spatiale de l'impulsion. Ces paramètres sont tirés des caractéristiques de la sonde spécifiées par l'utilisateur.

Selon la direction de propagation de l'onde, la forme du signal correspond à l'association entre une gaussienne décroissante et un cosinus (Fig 4.4). Pour une gaussienne, 95% du signal se trouve dans un rayon de 2σ . La longueur spatiale du signal (SPL) est connue et correspond à la taille de la gaussienne, ce qui permet de déterminer la valeur de σ_{ax} :

$$\sigma_{ax} = \frac{\frac{SPL}{2}}{2} = \frac{SPL}{4} \quad (4.15)$$

Selon la direction latérale, l'étalement du signal suit aussi une loi gaussienne dont la taille correspond à la largeur du faisceau acoustique, celle-ci est dépendante de la zone de focalisation de la sonde.

Selon cette hypothèse, la largeur du faisceau dépend de la distance entre la zone focale et la sonde. Cette distance dépend de la fréquence de l'onde émise, mais aussi du nombre de transducteurs utilisés (Fig 4.10). En considérant que l'on se trouve tout le temps dans la zone

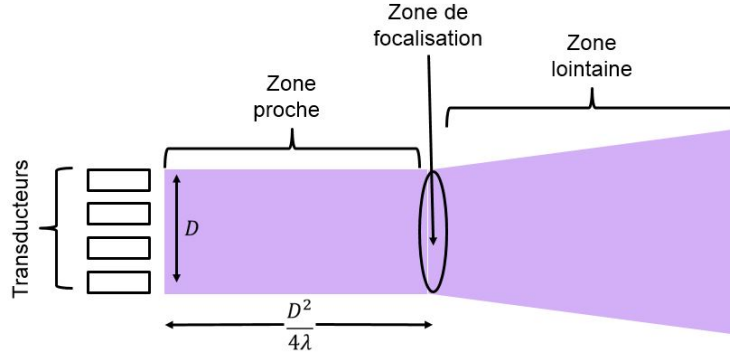


Figure 4.10 Schéma des différentes zones d'un faisceau acoustique

focale et en choisissant la distance focale L , il est possible d'obtenir la largeur du faisceau (D) :

$$D = \sqrt{4\lambda L} \quad (4.16)$$

De la même manière que pour l'écart-type selon la direction de propagation de l'onde, on peut donc déterminer σ_{lat} selon :

$$\sigma_{lat} = \frac{\frac{D}{2}}{2} = \frac{D}{4} \quad (4.17)$$

On remarque que la fréquence (f) est un paramètre important de la PSF : σ_{ax} et σ_{lat} dépendent de $\lambda = \frac{c}{f}$, et l'onde sinusoïdale de l'équation (4.14) dépend aussi de f . Dans la figure 4.11 se trouve une PSF correspondant à une fréquence de 3.5MHZ (Fig 4.11(a)) et une PSF avec une fréquence de 6MHZ (Fig 4.11(b)). Ces deux PSF ont été calculées dans une région d'intérêt de 5.5 mm, à une profondeur de 4 cm. On a choisi une région focale située à 1.4 cm et des transducteurs ayant une taille de 0.4 mm. On remarque que l'étalement de la PSF diminue avec l'augmentation de la fréquence. On obtient donc un signal de meilleure résolution avec une fréquence élevée.

Atténuation du signal

Le signal RF est le signal obtenu après la convolution de la carte des échogénécités (elle-même obtenue à partir de la segmentation de la coupe) avec la PSF et la dérivée seconde. Comme expliqué dans la section 2.4, le signal est atténué par les tissus qu'il rencontre lorsqu'il se propage dans le milieu. L'atténuation du signal est donnée par l'équation 2.1. Chaque tissu a un coefficient d'atténuation qui lui est propre. Les coefficients choisis pour de notre simulateur

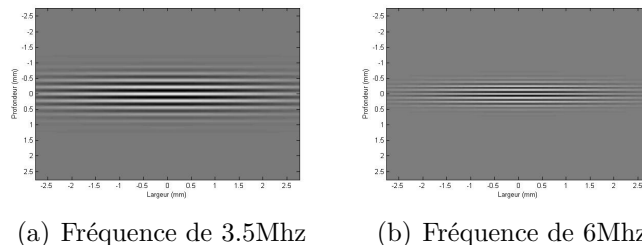


Figure 4.11 PSF dans une région d'intérêt de 5.5mm à différentes fréquences.

sont donnés au tableau 4.2.

Tableau 4.2 Coefficient d'atténuation pour chaque type de structure rencontrée

Médium	Coefficient d'atténuation (dB/cm/MHz)
Air	0.63
Graisse	0.63
Eau	0.002
Sang	0.18
Rein	1
Tissu mou	0.75
Foie	0.80
Muscle	2
Peau	2.5
Os	5

Dans la figure 4.12, se trouve un signal RF simulé récupéré par un transducteur pour une image de vertèbre et le signal après atténuation. On remarque une atténuation importante, due à la rencontre d'une structure osseuse. Comme l'indique le tableau 4.2, le coefficient d'atténuation pour les structures osseuses est au moins dix fois plus important que pour n'importe quel autre tissu.

Détection de l'enveloppe du signal

Le signal RF atténué comporte de fortes variations d'intensité qui sont modulées par une sinusoïde à la fréquence de l'onde transmise. L'image obtenue à partir des signaux RF (Fig 4.13) ne permet pas de distinguer facilement les structures. C'est pourquoi les images affichées à l'écran d'un échographe sont formées à partir de l'amplitude de ce signal.

Dans notre cas, nous utilisons la transformée de Hilbert pour récupérer l'enveloppe du signal ($s(t)$) correspondant à chaque colonne de l'image I_RF . Cette transformée ($\hat{s}(t)$) est obtenue à partir d'une opération de filtrage linéaire entre le signal et une réponse impulsionnelle $h(t)$

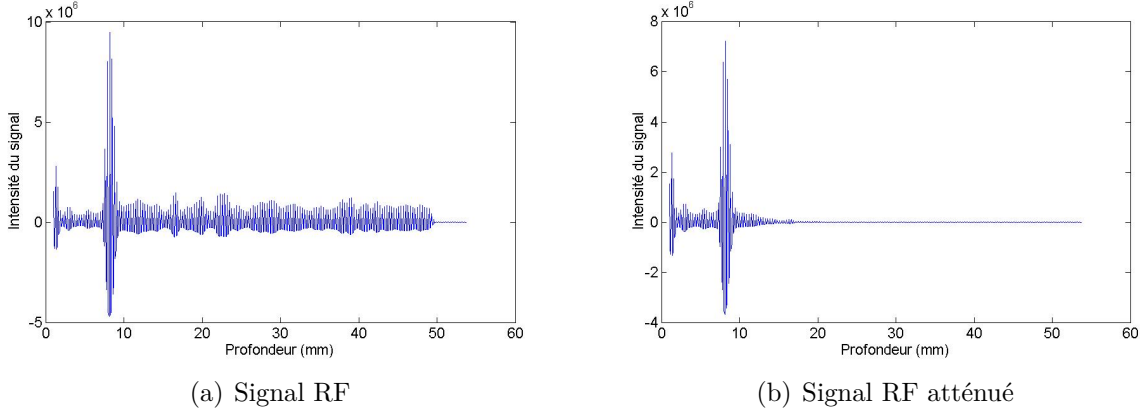


Figure 4.12 Atténuation d'un signal RF passant par une structure osseuse

(Eq 4.18) et permet d'étendre un signal réel dans le domaine complexe. Un signal analytique ($s_a(t)$), dont la partie réelle correspond au signal et la partie imaginaire à la transformée d'Hilbert, est obtenu (Eq 4.19). Ce signal ne possède pas de fréquence négative et son module correspond à l'enveloppe du signal.

$$\hat{s}(t) = (h \otimes s)(t), \quad \text{où } h(t) = \frac{1}{\pi t} \quad (4.18)$$

$$s_a(t) = s(t) + i\hat{s}(t) \quad (4.19)$$

Dans la figure 4.14 se trouve en bleu le signal RF atténué et récupéré par un transducteur pour une image échographique de vertèbre, et son enveloppe tracée en rouge.

Compression logarithmique

La plage dynamique du signal obtenu après la détection de l'enveloppe est très étendue (de l'ordre de 100 dB). Les causes de cette large plage dynamique sont les suivantes : des échos très forts créés par des surfaces très réfléchissantes (voir section réflexion spéculaire 2.4), une atténuation importante pour certaines structures comme les os, et des échos très faibles pour d'autres structures. Or, l'oeil humain ne permet de distinguer qu'une plage dynamique inférieure à 30 dB, de plus on ne dispose que d'un nombre fini de bits (généralement 8) pour représenter l'amplitude du signal. Une compression logarithmique est donc intéressante pour visualiser correctement les images. Dans la figure 4.15, on peut voir une image sans compression logarithmique, une image avec une plage dynamique de 30 dB et une image avec une plage dynamique de 20 dB.



Figure 4.13 Image RF atténuée normalisée

4.1.2 Interface du simulateur d'échographie

L'interface du simulateur a été développée sous Qt-creator. Elle permet à l'utilisateur de déplacer et orienter la sonde dans l'espace. L'intersection entre le plan image de la sonde et les données IRM est alors calculée automatiquement. Les différents paramètres que l'utilisateur peut modifier sont :

- La profondeur de départ (Fig 4.16) va déterminer la largeur du faisceau de la sonde au début. Dans le modèle simplifié utilisé, les lignes RF nécessaires à la formation de la région imagée proviennent d'un même centre. La profondeur de départ correspond à la position des transducteurs par rapport à ce centre. Plus cette mesure est grande, plus l'ouverture du faisceau est importante.
- La profondeur (en mm) de l'image échographique.
- Le nombre de transducteurs détermine le nombre de faisceaux RF générés par la sonde. Ce paramètre est utile pour la simulation lors de la formation de l'image polaire.
- L'étendue angulaire (en degrés) de la sonde échographique.
- La largeur et la hauteur (en mm) d'un transducteur sont des paramètres utilisés lors

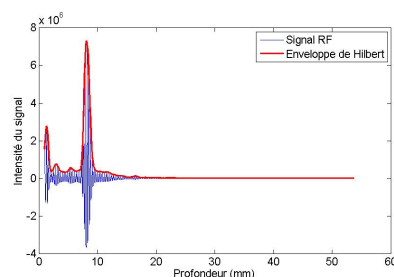


Figure 4.14 Détection de l'enveloppe d'un signal RF atténué d'une image échographique vertébrale. En bleu le signal RF et en rouge son enveloppe.



(a) Dynamique de plus de 100dB (b) Dynamique de 30dB (c) Dynamique de 20dB

Figure 4.15 (a) image sans compression logarithmique, (b) et (c) images avec compression logarithmique

de la simulation de l'image. Ils influencent le modèle de la PSF.

- La hauteur et la largeur (en mm) de l'image.
- La résolution en x et y (en mm) correspond à la taille des pixels de notre image échographique.
- La fréquence correspond à la fréquence d'émission de la sonde.

L'intersection entre le plan image de la sonde et les données volumiques est calculée à chaque mise à jour de la position de la sonde. L'interface est simple d'utilisation et permet de choisir la position et l'orientation de la sonde. Un manuel d'utilisateur se trouve dans l'Annexe C.1. Dans la figure 4.1, se trouve notre interface finale utilisée sur les données IRM du tronc d'un patient pour simuler l'image échographique d'une de ses vertèbres.

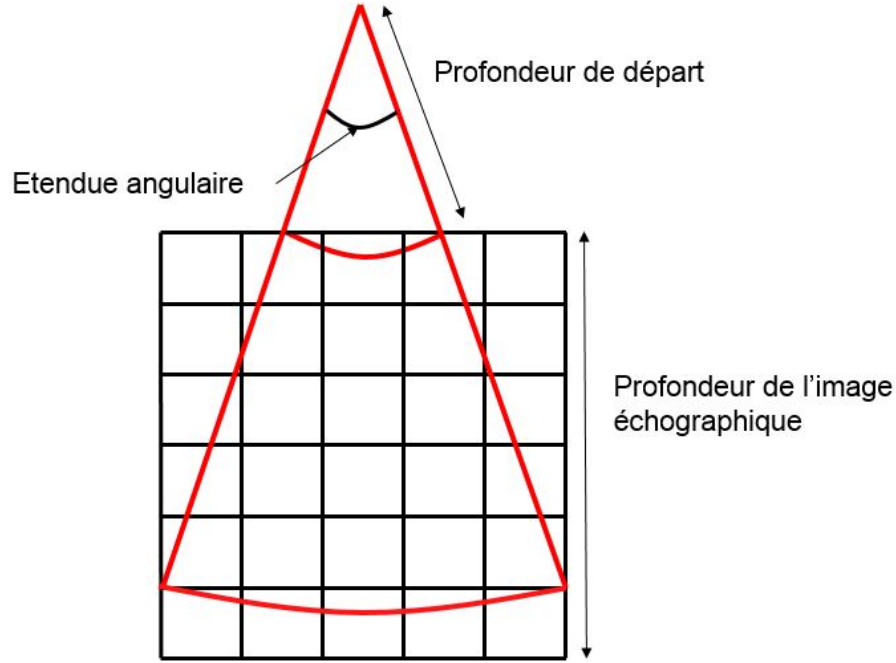


Figure 4.16 Schéma d'explication de certains paramètres de la sonde

Visualisation des données IRM dans le simulateur

À partir de la lecture des données volumiques médicales enregistrées sous le format DICOM, nous obtenons un ensemble de voxels pour les données IRM. La visualisation des données est réalisée à l'aide de la représentation d'une iso-surface. Une iso-surface $S(x, y, z)$ est l'analogue d'une courbe de niveau en 3D. C'est le lieu 3D des points d'une fonction F qui sont tous associés à la même valeur c , appelée iso-valeur (Eq 4.20). Dans notre cas, l'iso-valeur est une intensité.

$$S(x, y, z) = \{(x, y, z) \in R^3, F(x, y, z) = c\} \quad (4.20)$$

Les Cubes Baladeurs (*Marching cubes*) désignent un algorithme publié par Lorensen et Cline [32] permettant de générer un objet polyédral à partir d'un champ scalaire en trois dimensions. Le but est de représenter de manière approximative une iso-surface grâce à un ensemble de triangles. On considère l'espace comme un ensemble de voxels. Le principe des *Marching Cubes* est de parcourir un champ scalaire en prenant huit points à la fois (définissant un cube imaginaire) ayant une valeur scalaire. Dans notre cas, chaque point correspond à un voxel dont la valeur scalaire associée est son niveau de gris. Lors du parcours, pour chaque cube imaginaire, un index sur 8 bits sera créé, chaque bit valant 1 si le sommet correspondant a

une valeur supérieure à l'iso-valeur donnée, 0 autrement. Il y aura en tout 256 configurations possibles pour les index, que l'on peut réduire à 15 cas grâce à des réflexions et des symétries (Fig 4.17). À partir de ces configurations, les points d'intersection entre les arêtes du voxel et l'iso-surface sont calculés. Ces points seront les sommets des triangles permettant l'approximation de notre iso-surface.

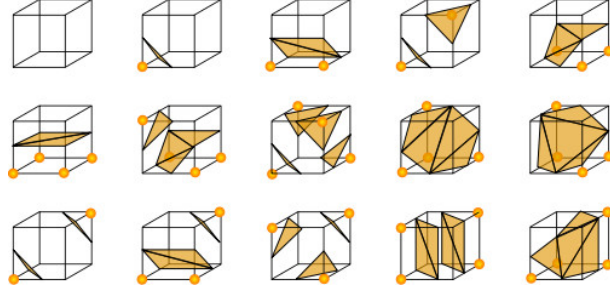


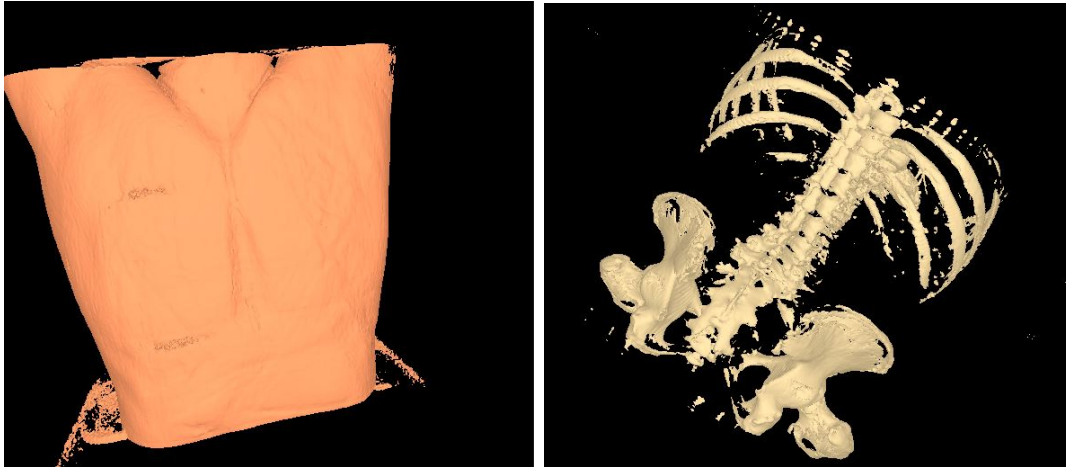
Figure 4.17 15 Configurations possibles du marching cube. Tiré de <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:MarchingCubes.svg?uselang=fr>

Nous avons créé l'interface sous Qt-creator, qui permet à la fois de lire (voir Annexe C.1.2) n'importe quelle donnée volumique enregistrée sous le format DICOM et de les représenter grâce au *Marching Cubes* après avoir choisi une iso-valeur pour l'iso-surface. Comme on peut le voir dans la figure 4.18(a), avec une iso-valeur adaptée, il est possible d'avoir la représentation de l'extérieur du corps du patient et de pouvoir ainsi choisir des positions adéquates pour la sonde échographique. De plus, pour les données volumiques provenant de CT-scan, une iso-valeur adaptée permet d'afficher la colonne vertébrale du volontaire (4.18(b)), permettant ainsi d'affiner le choix de la position de la sonde. La simulation de l'image échographique se fera à partir d'une segmentation des structures se trouvant dans cette intersection. Cette segmentation sera manuelle pour les images IRM. Pour les images provenant de CT-scan, une segmentation automatique basée sur des seuillages sera utilisée.

4.2 Résultats & Discussion

Après avoir décrit les principes sur lesquels se base notre simulateur, nous allons présenter et discuter les résultats obtenus.

Dans le but d'illustrer la méthode choisie, nous avons utilisé des données IRM du tronc d'un volontaire. Les images obtenues sont des coupes IRM 512x512 avec une résolution de 0.75 mm/pixel et une épaisseur de coupe de 1.5 mm. Les impédances utilisées pour chacun des tissus simulés figurent dans le tableau 4.1 et sont tirées de la littérature. De plus, certains paramètres de notre simulateur sont fixes : nous avons choisi un facteur de qualité Q égal à



(a) Tronc de face provenant d'images IRM (b) Colonne vertébrale provenant de CT-scan

Figure 4.18 Marching Cube sur différentes données volumiques

10 pour avoir un SPL d'environ 3σ .

Nous allons maintenant étudier l'influence des paramètres de la sonde sur les images, puis comparer qualitativement les images simulées aux images réelles.

Impact des paramètres sur les images simulées

- **Les transducteurs** : le nombre de transducteurs est un paramètre important de la sonde. Dans notre modèle, le nombre de transducteurs correspond au nombre de signaux RF. De ce fait, plus ce nombre augmente, plus la résolution latérale des images échographiques augmente. On remarque dans la figure 4.19 un étalement du signal, entraînant une résolution plus pauvre pour la sonde ayant 64 transducteurs, contrairement à la sonde avec 128 transducteurs. Ces images ont été simulées avec une sonde ayant la même fréquence et la même profondeur.

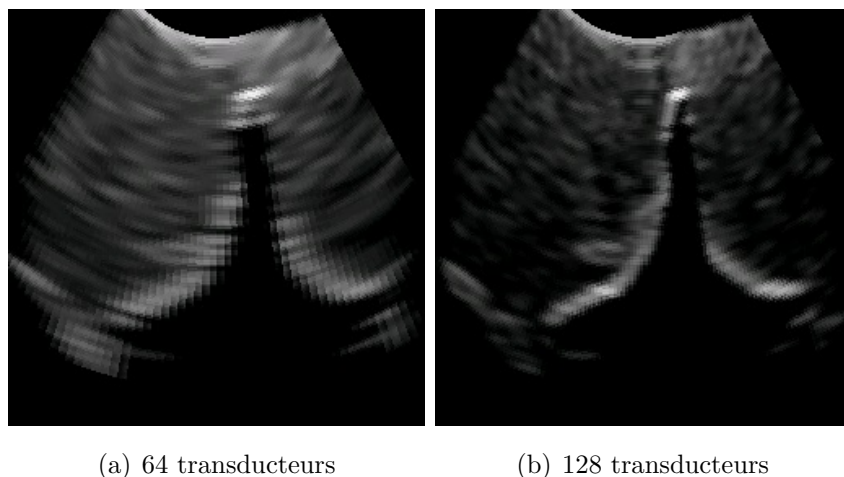


Figure 4.19 Simulation ultrason d'une même image avec une fréquence de 6 Mhz et une profondeur de 6 cm

- **La fréquence d'émission de l'onde acoustique** : dans la figure 4.20, deux images ont été simulées avec une sonde de profondeur d'acquisition de 6 cm et ayant 128 transducteurs, mais la fréquence de la sonde pour l'une d'elles était de 3.5 MhZ et pour l'autre de 6 MhZ. L'influence de la fréquence de la sonde sur la résolution spatiale est importante : plus la fréquence augmente, plus la résolution spatiale est bonne.

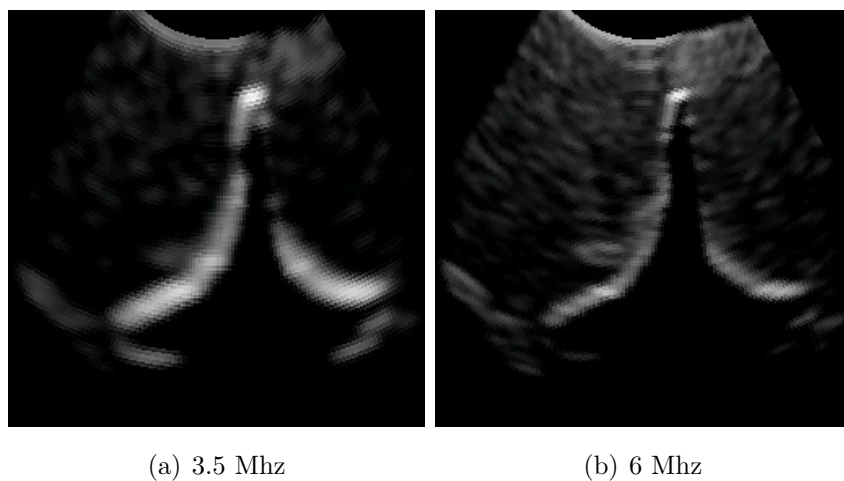
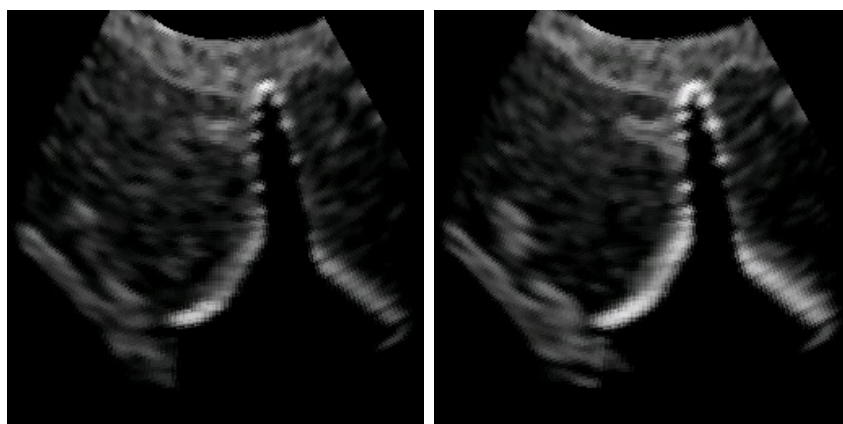


Figure 4.20 Simulation d'une même image avec 128 transducteurs et une profondeur de 6 cm

- **Angle d'incidence des faisceaux acoustiques** : dans la figure 4.21, deux images ont été simulées avec une sonde de profondeur d'acquisition de 6cm, une fréquence d'émission de 6Mhz et 128 transducteurs. Dans la figure 4.21(a), nous prenons en

compte l'angle d'incidence des faisceaux acoustiques, alors que dans la figure 4.21(b) celui-ci n'est pas pris en compte. On remarque dans la figure 4.21(a) que les surfaces ayant une normale perpendiculaire à l'onde ne réémettent pas de signal, contrairement à la figure 4.21(b). C'est une hypothèse très importante dans le cas d'images échographiques de vertèbres, étant donné qu'une grande partie de leurs surfaces ont une normale perpendiculaire aux ondes acoustiques émises. Dans notre modèle nous tenons compte de l'orientation de la surface dans le plan de coupe. Mais en réalité la normale a aussi une composante hors plan qui joue un rôle important sur l'intensité des ondes réfléchies.



(a) Avec une diffusion de Lambert (b) Sans une diffusion de Lambert

Figure 4.21 Simulation d'une même image avec et sans une diffusion de Lambert

Dans notre modèle, la largeur du faisceau reste fixe. Or en réalité, cette largeur devrait augmenter après la zone focale. Afin d'améliorer notre système, la largeur du faisceau devrait être dépendante de la profondeur, mais aussi de la ou les zone(s) focale(s) choisie(s).

Comparaison des images réelles ultrasons avec les images simulées

Pour comparer des images échographiques réelles avec celles qui sont simulées, nous avons effectué une échographie sur le même volontaire pour certaines vertèbres, puis nous avons placé la sonde virtuelle approximativement au même endroit dans notre simulateur pour simuler les images correspondantes. Dans la figure 4.22 se trouve la comparaison entre les images réelles et simulées. On remarque que les structures d'intérêts sont présentes dans les deux : les surfaces osseuses sont visibles, et l'ombre acoustique due à la forte atténuation des structures osseuses est présente dans les deux images. Cependant, dans les images réelles, seule l'apophyse de la vertèbre est brillante. Pour les images simulées, les surfaces osseuses ayant

une normale perpendiculaire au faisceau acoustique n'émettent pas une réflexion spéculaire, mais les surfaces ayant un certain angle d'incidence avec l'onde acoustique en émettent. Cela s'explique par le fait qu'on calcule l'angle d'incidence dans le plan de coupe et non dans le volume 3D.

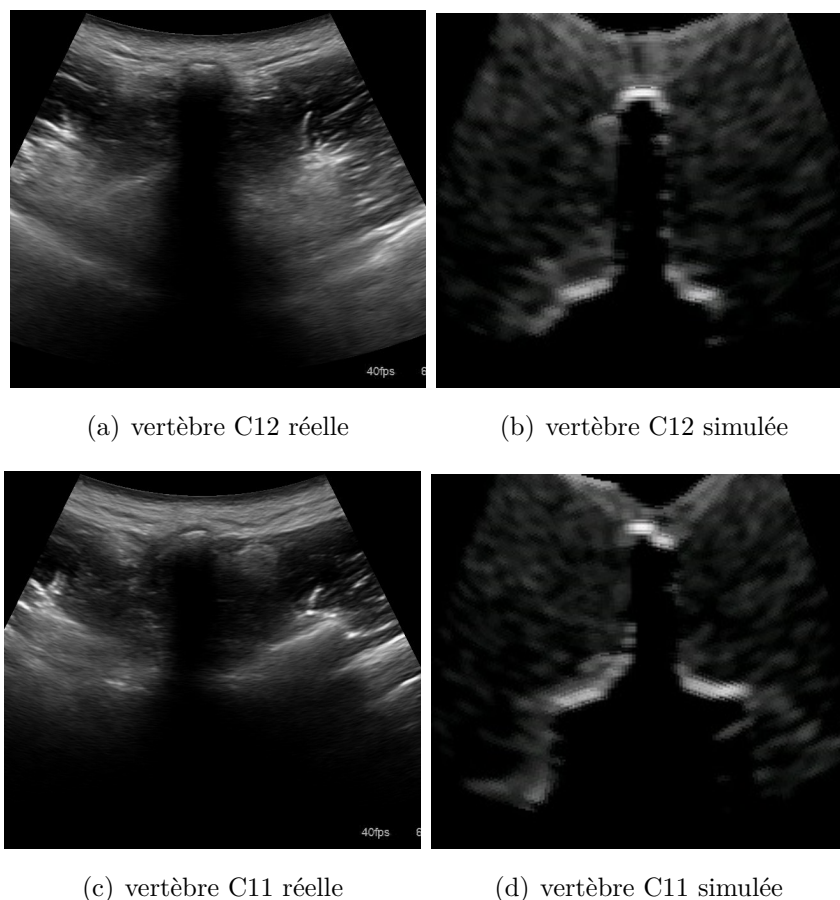


Figure 4.22 Comparaison entre des images échographiques réelles et simulées

Une différence majeure dans ces images est le *speckle*, dans notre cas il est généré par une distribution de diffuseurs. En réalité il est dû à des superpositions d'ondes créées par les textures présentes dans les tissus, mais non visibles dans des données IRM ou CT-scan. Certains autres éléments, comme par exemple les fibres musculaires, ne sont pas visibles dans les IRM ou CT-scan contrairement aux échographies.

C'est principalement le *speckle* qui permet la visualisation d'une image échographique où se trouvent des organes et plusieurs types de tissus mous différents. Dans une image échographique de vertèbre (Fig 4.22(d)) où se trouvent trois types de structures : os, tissu mou et graisse, avec des distributions de *speckles* très différentes les unes des autres, la visualisation

de ces structures est évidente. Dans le cas d'une image comportant plusieurs types de tissus mous et d'organes comme le foie, les muscles et autres, la visualisation est moins évidente, car leurs impédances acoustiques et leurs distribution de *speckles* sont très semblables.

Nous avons essayé de simuler des images échographiques d'autres parties du corps, comme le foie Fig 4.23. En rouge se trouve une délimitation faite à l'œil nu d'une structure dans l'image simulée : cette délimitation n'est pas évidente et demande de l'expertise. On remarque qu'elle correspond à la structure du foie que l'on voit dans la carte d'impédance. Nous avons utilisé une sonde avec une fréquence d'émission de 3.5Mhz, une profondeur de 12cm, une plage dynamique de 21dB, une étendue angulaire de 60° et ayant 128 transducteurs.

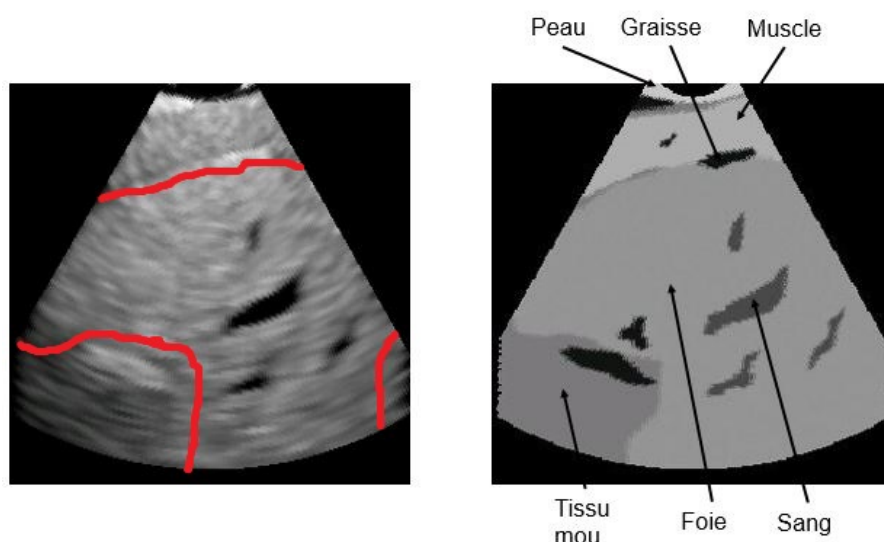


Figure 4.23 Image ultrason simulée d'un foie et sa carte d'impédance. En rouge se trouve la délimitation du foie.

Pour notre système, nous n'avons pas effectué une grande étude sur le *speckle*, étant donné les structures d'intérêts dans les images de vertèbres. C'est pourquoi pour une image échographique de foie (Fig 4.23), certaines structures sont très peu distinctes dans l'image simulée. Il serait nécessaire d'effectuer une étude complémentaire sur la distribution spatiale du *speckle* et son échogénicité pour chaque type de tissu que l'on peut rencontrer, quitte à changer les paramètres statistiques utilisés dans notre système.

Influence du positionnement de la sonde

Nous avons placé notre sonde virtuelle à une position optimale pour simuler une image échographique vertébrale. Pour cela, nous avons utilisé les données provenant des CT-scan, nous

permettant ainsi de visualiser la colonne vertébrale, chacune des vertèbres et leur apophyse épineuse. Nous avons ensuite déplacé la sonde dans le voisinage pour reproduire l'effet d'un mauvais positionnement de la sonde.

- **Déplacement de la sonde** : nous avons déplacé la sonde de 5 mm à droite, à gauche, en avant et en arrière par rapport à la position optimale et nous avons simulé les images échographiques (Fig 4.24). On remarque que le simulateur reproduit assez fidèlement l'effet d'un mauvais positionnement de la sonde. En déplaçant la sonde de 5 mm sur les côtés, la vertèbre touche une des extrémités de l'image, mais elle est toujours aussi visible, alors qu'un déplacement selon l'axe de la colonne a une influence très importante sur la qualité du contenu de l'image échographique vertébrale.

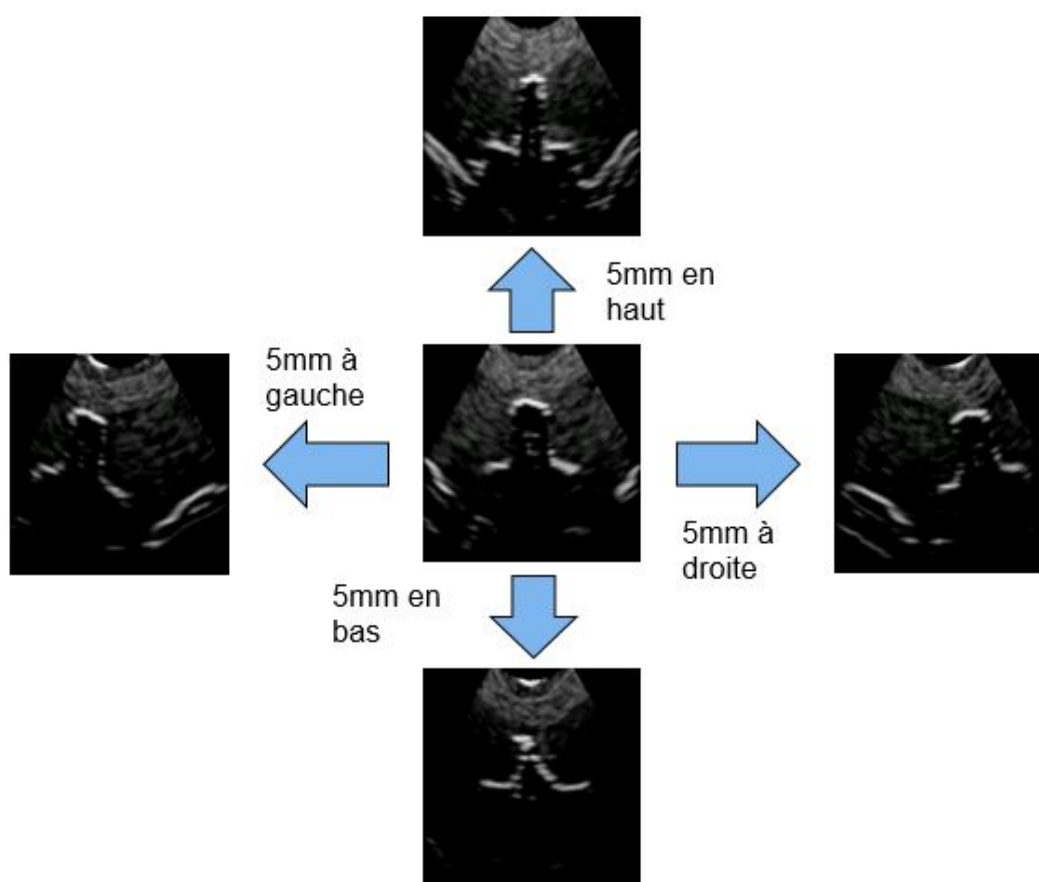


Figure 4.24 Influence d'un déplacement de la sonde de 5mm selon quatre directions. L'image au centre correspond à la position optimale.

- **Orientation de la sonde** : nous avons effectué une rotation de la sonde de $\pm 15^\circ$ dans le plan frontal et dans le plan sagittal et nous avons simulé les images échographiques (Fig 4.25). On remarque que l'influence de l'orientation de la sonde est moins pronon-

cée que l'influence du déplacement. Cela est dû à la diffusion de Lambert. Dans notre modèle nous ne prenons en compte que les normales aux surfaces dans la coupe, alors qu'il faudrait prendre en compte les normales aux surfaces en 3D pour modéliser plus fidèlement l'influence de l'orientation de la sonde.

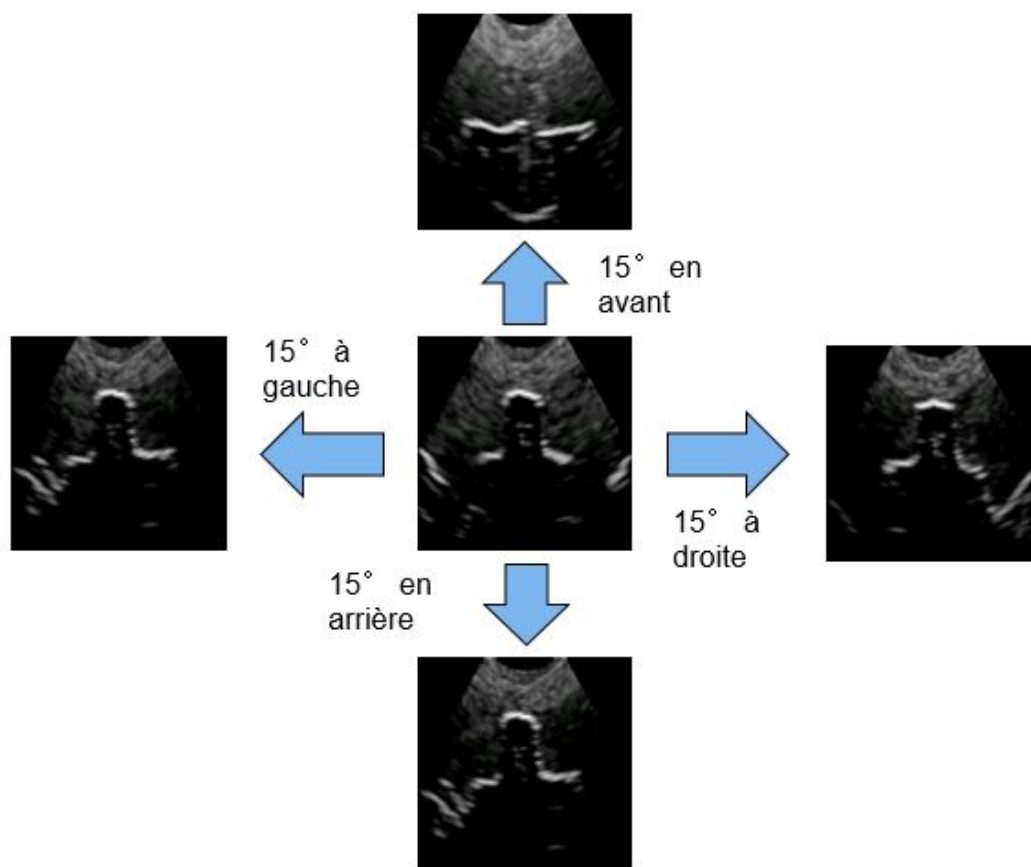


Figure 4.25 Influence de l'orientation de la sonde en effectuant une rotation de $\pm 15^\circ$ selon deux axes. L'image au centre correspond à la position optimale.

Le simulateur d'échographie est prometteur et pourrait mener à un instrument d'entraînement pour l'acquisition d'images échographiques. Le modèle de simulation choisi reproduit suffisamment les caractéristiques des vraies images pour visualiser l'influence du positionnement de la sonde, l'apparence typique des vertèbres en échographie et l'influence du choix de la sonde sur la qualité de l'image.

CHAPITRE 5 Discussion générale

Ce projet avait pour objectif d'effectuer une analyse automatique des images échographiques vertébrales. Pour ce faire, nous avons développé une méthode de segmentation automatique des régions d'intérêts. Cette segmentation nécessite toutefois des images de bonne qualité, ce qui exige une position et une orientation adéquates de la sonde lors de l'acquisition. C'est pourquoi nous avons également analysé la formation des images échographiques afin de développer un simulateur d'images échographiques vertébrales à partir de données volumiques IRM ou CT. Ce simulateur nous a permis d'étudier l'influence de la position et de l'orientation de la sonde sur la qualité du contenu de l'image et d'estimer le positionnement adéquat de la sonde. Dans les sections suivantes, nous discutons de l'atteinte des objectifs visés ainsi que les limites relevées des méthodes proposées.

5.1 Segmentation automatique dans les images ultrasons

Ces dernières années, les échographies commencent à être utilisées afin d'imager la colonne vertébrale. Dans le cas de la scoliose, plusieurs méthodes utilisant les échographies ont été développées afin d'évaluer la courbure de la colonne ou d'ajuster le corset dans le cas de patients atteints de SIA. Cependant, ces méthodes reposent sur des segmentations manuelles des images échographiques vertébrales, ce qui demande un temps considérable et n'est pas reproductible. Notre contribution à ce domaine a été de développer une méthode de segmentation automatique des images échographiques vertébrales. Notre algorithme permet d'obtenir une segmentation correcte de l'apophyse épineuse, de l'ombre acoustique et des autres tissus dans ce type d'images.

Néanmoins, on trouve dans les images échographiques vertébrales d'autres structures osseuses appartenant à la vertèbre, comme le corps vertébral ou les apophyses transverses ; et d'autres structures anatomiques comme le gras et les ligaments. Actuellement notre méthode ne permet pas de détecter ces autres structures et les associe aux autres tissus. De plus, cette hypothèse peut avoir une influence sur la précision de la segmentation de l'apophyse épineuse. Pour certaines images de la base d'apprentissage, des apophyses transverses sont présentes. Ces régions ont été segmentées comme des autres tissus, or ces régions auront les caractéristiques des surfaces osseuses pouvant mener à un mauvais apprentissage du modèle. L'étape de régularisation appliquée pour la segmentation de l'ombre acoustique prend en compte des propriétés basiques des vertèbres : l'apophyse épineuse projette une seule ombre

acoustique, la surface de cette région est lisse et convexe. Cependant, on a pu voir dans certains cas que notre méthode peut mal segmenter cette région. Cette étape pourrait être affinée, car l'ombre acoustique a une forme bien particulière. De plus, on peut remarquer que la forme de l'apophyse épineuse est légèrement différente entre la région thoracique et la région lombaire, où elle est plus large. Nous ne prenons pas cette différence en compte dans notre méthode.

La base de données utilisée dans cette méthode a été créée en utilisant deux types de sondes différentes sur 5 volontaires sains. Cependant, les vertèbres de personnes atteintes de scoliose peuvent présenter des déformations géométriques. Celles-ci pourraient entraîner des changements au niveau de la puissance des caractéristiques pour le classifieur, ou de l'étape de régularisation.

5.2 Simulateur d'échographie

Une des difficultés de l'utilisation de l'échographie pour étudier la colonne vertébrale est l'importance de la position et l'orientation de la sonde. De légers mouvements de la sonde peuvent réduire la qualité du contenu des images et ainsi les rendre moins exploitables. Le but du simulateur est d'aider l'utilisateur à s'entraîner en manipulant la sonde selon diverses orientations et positions afin d'apercevoir le résultat de l'échographie. Cela permettra à l'utilisateur de déterminer les positions et orientations qui permettent d'obtenir un contenu exploitable.

Une des limites du simulateur est qu'il ne permet pas une simulation en temps réel. Cela est dû premièrement à tous les calculs qui n'ont pas été optimisés, et deuxièmement au fait que dans le cas de données IRM, l'utilisateur doit effectuer une segmentation manuelle de l'intersection du plan image avec le volume de données.

Afin de simuler des images échographiques, le simulateur prend en entrée une image segmentée des différentes structures présentes. L'exactitude de la simulation va donc fortement dépendre de cette segmentation. Dans le cas de données IRM, l'utilisateur effectue cette segmentation manuellement, ce qui lui demande de savoir interpréter correctement des images IRM. Pour les données CT, de simples seuillages sont appliqués afin d'avoir une segmentation approximative des muscles, du gras et de l'os.

L'ajout du *speckle* pour simuler les images échographiques se fait par l'insertion de micro-diffuseurs selon une certaine régularité et densité dans l'image segmentée. Ces deux paramètres sont tirés de la littérature, mais aucune étude approfondie n'a été effectuée afin de les optimiser. Or, dans les images échographiques la différence entre certaines structures, par

exemple entre les muscles et le gras est principalement due au *speckle*.

Enfin, le déplacement de la sonde est aussi une des limites du simulateur. Pour l'instant il est effectué à l'aide de l'interface : l'utilisateur doit donc à chaque fois actualiser la position de la sonde et rentrer manuellement ses coordonnées. L'utilisateur doit donc estimer lui-même les valeurs numériques correspondant à un positionnement donné, ce qui peut rendre l'utilisation du simulateur peu pratique.

CHAPITRE 6 CONCLUSION

Dans le cadre de ce projet de recherche, nous avons proposé une méthodologie pour l'interprétation du contenu des images échographiques vertébrales. Cette méthodologie est composée d'une méthode de segmentation automatique des structures d'intérêt ainsi que de la simulation de ces images.

Nous nous sommes tout d'abord intéressés à une segmentation automatique des images échographiques vertébrales, étant donné que celles-ci peuvent être difficiles à interpréter. Pour cela, nous avons implémenté des descripteurs de texture combinés à des caractéristiques utilisées pour décrire les surfaces osseuses et l'ombre acoustique. Nous avons ensuite sélectionné le sous-ensemble de caractéristiques optimal qui discrimine le mieux les trois régions à segmenter : l'apophyse épineuse, l'ombre acoustique et les autres tissus. Nous avons ensuite utilisé un LDA comme classifieur afin d'associer chaque pixel de l'image à une de ces trois régions. Finalement, nous avons appliqué une étape de régularisation sur les différentes régions classifiées. Cette étape a permis de prendre en compte plusieurs propriétés des vertèbres afin de segmenter l'ombre acoustique et l'apophyse épineuse correctement. Les taux de classification obtenus sont très encourageants : 84% pour l'apophyse épineuse et 92% pour l'ombre acoustique. Le centroïde de l'apophyse épineuse segmentée se trouve à 0.38 mm de celui de la vérité de terrain, et des indices de recouvrement (Dice) de 0.72 et 0.88 ont été obtenus respectivement pour l'apophyse épineuse et l'ombre acoustique. Ces résultats démontrent la précision de la méthode de segmentation. Cet algorithme pourrait donc être utilisé afin d'aider des méthodes employant de l'échographie pour le traitement ou l'évaluation de la scoliose.

Néanmoins notre méthode de segmentation nécessite d'avoir des images échographiques de bonne qualité. Pour cette raison, notre deuxième objectif concernait la création d'un simulateur d'échographies à partir de données IRM. Le but du simulateur est de permettre à l'utilisateur de visualiser le type d'images qu'il compte acquérir, mais aussi de déterminer les positions et orientations adéquates de la sonde pour l'acquisition d'images échographiques vertébrales. Dans ce but, nous avons créé une interface permettant la visualisation de données volumiques grâce au *Marching Cubes*, puis à partir d'une segmentation manuelle pour les IRM ou une segmentation automatique pour les CT-scan, nous avons associé les différentes propriétés acoustiques des tissus aux différents tissus représentés. Nous avons enfin simulé toutes les différentes étapes de la formation d'une image échographique. L'interface est simple d'utilisation et permet ainsi à l'utilisateur de simuler des images échographiques

selon des positions 3D intéressantes de la sonde. Le modèle de simulation choisi reproduit suffisamment les caractéristiques des vraies images pour visualiser l'influence du positionnement de la sonde, l'apparence typique des vertèbres en échographie et l'influence du choix de la sonde sur la qualité de l'image. Ce simulateur a été développé dans le cadre de notre projet pour permettre à l'utilisateur de s'entraîner à trouver de bonnes positions et orientations de la sonde pour visualiser des images échographiques de vertèbres. Il pourrait servir dans d'autres contextes : on peut par exemple penser à l'entraînement à l'acquisition d'autres structures que les vertèbres, ou encore à la visualisation de données échographiques à différents endroits du corps humain.

Enfin, nous avons identifié quelques directions de recherche intéressantes qui pourraient améliorer la méthode de segmentation et le simulateur d'image échographique.

Notre premier intérêt serait d'utiliser le simulateur afin d'améliorer notre méthode de segmentation. Tel que nous l'avons expliqué dans la section précédente, notre méthode ne permet de segmenter que l'apophyse épineuse et l'ombre acoustique. Cependant, des volumes IRM bien segmentés, en utilisant par exemple une méthode de maillage adaptative, permettraient de simuler toutes les structures présentes dans les images échographiques comme : les ligaments, le gras, les apophyses transverses, le corps vertébral, etc. Ce maillage permettrait, de plus, de prendre en compte les normales aux surfaces en 3D pour obtenir ainsi une représentation très réaliste des images échographiques vertébrales. En utilisant ces images simulées, l'étude de nouvelles caractéristiques afin de discriminer ces nouvelles structures et la conception de nouveaux classifieurs multiclassés seraient possibles. Finalement, ces méthodes déduites des images simulées devraient être testées sur des données réelles. Pour cela, il serait nécessaire de changer les paramètres de notre sonde afin d'aller chercher toutes ces structures. De plus, il serait intéressant d'avoir des images échographiques de patients scoliotiques pour vérifier la robustesse de notre méthode sur ce type de données.

Aucun système d'acquisition assistée d'images échographiques vertébrales n'a été développé à ce jour. Or, comme on a pu le voir précédemment, la position et l'orientation de la sonde échographique ont une influence prépondérante sur la qualité de l'image. Si la méthode de segmentation est étendue à d'autres régions de la vertèbre comme le corps vertébral, les apophyses transverses et les lames. En prenant en compte la géométrie de la vertèbre, il serait possible d'utiliser la méthode de segmentation et le simulateur comme composantes principales pour créer un système de guidage d'images échographiques vertébrales. Ce système guiderait l'utilisateur vers une position optimale pour effectuer une acquisition de bonne qualité de ce type d'images.

Concernant la méthode de segmentation, afin d'affiner la méthode de régularisation, la créa-

tion d'un patron binaire pour l'ombre acoustique serait envisageable. Ce patron permettrait d'enlever les erreurs de segmentation que l'on obtient parfois pour l'ombre acoustique. De plus, ce patron pourrait être créé à partir des images de la base d'entraînement, mais aussi des images obtenues à partir du simulateur afin d'obtenir une forme moyenne de l'ombre acoustique.

Finalement concernant le simulateur, l'ajout d'une segmentation comme celle mentionnée précédemment permettrait une meilleure visualisation de l'anatomie du patient, mais aussi de réduire le temps de calcul, car les ondes ultrasonores pourraient être modélisées à partir de la technique du lancer de rayon. Une dernière amélioration serait l'ajout d'un objet réel avec un capteur de position 3D afin de percevoir les mouvements de la sonde. L'utilisateur n'aurait donc plus à spécifier manuellement les positions, mais pourrait manipuler l'objet comme il manipulerait une sonde réelle pour communiquer avec le simulateur. Cela rendrait donc l'utilisation du simulateur plus simple et plus fluide. Toutes ces améliorations permettraient la création d'un objet d'entraînement pour l'acquisition d'images échographiques.

RÉFÉRENCES

- [1] H. A.-D. Ashab, V. A. Lessoway, S. Khallaghi, A. Cheng, R. Rohling, and P. Abolmaesumi, “An augmented reality system for epidural anesthesia (area) prepuncture identification of vertebrae,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, no. 9, pp. 2636–2644, 2013.
- [2] H. Azhari, *Basics of Biomedical Ultrasound for Engineers*. Wiley : IEEE, Hoboken, 2010.
- [3] L. Bartha, A. Lasso, C. Pinter, T. Ungi, Z. Keri, and G. Fichtinger, “Open-source surface mesh-based ultrasound-guided spinal intervention simulator,” *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol. 8, no. 6, pp. 1043–1051, 2013.
- [4] M. Baumann, P. Mozer, V. Daanen, and J. Troccaz, “Transrectal ultrasound prostate biopsy tracking with efficient and accurate deformation estimation,” in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro*, 2009, pp. 1211–1214.
- [5] F. Berton, W. Azzabi, F. Cheriet, and C. Laporte, “Automatic segmentation of vertebrae in ultrasound images,” in *International Conference on Image Analysis and Recognition*, 2015, pp. 344–351.
- [6] L. Breiman, “Random forests,” *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001.
- [7] B. Burger, S. Bettinghausen, M. Radle, and J. Hesser, “Real-time gpu-based ultrasound simulation using deformable mesh models,” *IEEE Transactions on, Medical Imaging*, vol. 32, no. 3, pp. 609–618, 2013.
- [8] C. Cheung, G. Zhou, S. Law, T. Mak, K. Lai, and Y. Zheng, “Ultrasound volume projection imaging for assessment of scoliosis,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 34, no. 8, pp. 1760–1768, 2015.
- [9] D. A. Clausi and M. E. Jernigan, “Designing Gabor filters for optimal texture separability,” *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 11, pp. 1835–1849, 2000.
- [10] V. Daanen, J. Tonetti, and J. Troccaz, “A fully automated method for the delineation of osseous interface in ultrasound images,” in *International Conference Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 2004, pp. 549–557.
- [11] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification*. John Wiley & Sons Inc, 2000, vol. Second Edition.
- [12] D. J. Field, “Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells,” *Journal of the Acoustic Society of America A*, vol. 4, no. 12, pp. 2379–2394, 1987.

- [13] P. Foroughi, E. Boctor, M. Swartz, R. Taylor, and G. Fichtinger, "Ultrasound bone segmentation using dynamic programming," in *IEEE Ultrasonics Symposium*, 2007, pp. 2523–2526.
- [14] Z. Guo, L. Zhang, and D. Zhang, "A complete modeling of local binary pattern operator for texture classification," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 1657–1663, 2010.
- [15] I. Hacihaliloglu, R. Abugharbieh, A. Hodgson, and R. Rohling, "Bone surface localization in ultrasound using image phase-based features," *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol. 35, no. 9, pp. 1475–1487, 2009.
- [16] P. Hellier, P. Coupé, X. Morandi, and D. L. Collins, "An automatic geometrical and statistical method to detect acoustic shadows in intraoperative ultrasound brain images," *Medical Image Analysis*, vol. 14, pp. 195–204, 2010.
- [17] Q.-H. Huang, Y.-P. Zheng, M.-H. Lu, and Z. Chi, "Development of a portable 3d ultrasound imaging system for musculoskeletal tissues," *Ultrasonics*, vol. 43, no. 3, pp. 153–163, 2005.
- [18] S. L. J. Dillenseger and E. Delabrousse, "Fast simulation of ultrasound images from a ct volume," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 39, no. 2, p. 180–186, 2009.
- [19] P. G. J. J. Bartholdi III, "Vertex-labeling algorithms for the hilbert spacefilling curve," *Software : Practice and Experience*, vol. 31, no. 5, pp. 395–408, 2001.
- [20] J. JA, "Simulation of advanced ultrasound systems using field ii 2004," *IEEE International Symposium on Biomedical Engineering*, vol. 1, p. 636–639, 2004.
- [21] R. J.C.Bamber, "Ultrasonic b-scanning : a computer simulation," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 25, pp. 463–479, 1980.
- [22] J. A. Jensen and S. I. Nikolov, "Fast simulation of ultrasound images," in *Ultrasonics Symposium*, vol. 2. IEEE, 2000, pp. 1721–1724.
- [23] A. Karamalis, W. Wein, T. Klein, and N. Navab, "Ultrasound confidence maps using random walks," *Medical Image Analysis*, vol. 16, pp. 1101–1112, 2012.
- [24] A. Karamalis, W. Wein, and N. Navab, "Fast ultrasound image simulation using the westervelt equation," in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2010, pp. 243–250.
- [25] B. Kerby, R. Rholing, V. Nair, and P. Abolmaesumi, "Automatic identification of lumbar level with ultrasound," in *Annual Meeting of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, pp. 2980–2983.

- [26] M. Koenig, W. Spindler, J. Rexilius, J. Jomier, F. Link, and H.-O. Peitgen, "Embedding vtk and itk into a visual programming and rapid prototyping platform," in *SPIE Medical Imaging*, 2006, pp. 61 412O–61 412O.
- [27] O. Kutter, R. Shams, and N. Navab, "Visualization and gpu-accelerated simulation of medical ultrasound from ct images," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 94, no. 3, pp. 250–266, 2009.
- [28] C. Laporte, J. J. Clark, and T. Arbel, "A fractal multi-dimensional ultrasound scatterer distribution model," in *4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2007. ISBI 2007*, 2007, pp. 880–883.
- [29] Y. Law, S. Ullrich, T. Knott, T. Kuhlen, and S. Weg, "Ultrasound image simulation with gpu-based ray tracing," *Virtuelle und Erweiterte Realität*, pp. 183–194, 2011.
- [30] A. R. Levy, M. S. Goldberg, N. E. Mayo, J. A. Hanley, and B. Poitras, "Reducing the lifetime risk of cancer from spinal radiographs among people with adolescent idiopathic scoliosis," *Spine*, vol. 21, no. 13, pp. 1540–1547, 1996.
- [31] M. Li, J. Cheng, M. Ying, B. Ng, Y. P. Zheng, T. Lam, W. Y. Wong, and M. Wong, "Could clinical ultrasound improve the fitting of spinal orthosis for the patients with AIS?" *European Spine Journal*, vol. 21, no. 10, pp. 1926–1935, 2012.
- [32] W. E. Lorensen and H. E. Cline, "Marching cubes : A high resolution 3d surface construction algorithm," in *ACM SIGGRAPH*, vol. 21, no. 4, 1987, pp. 163–169.
- [33] E. H. Lou, A. C. Chan, A. Donauer, M. Tilburn, and D. L. Hill, "Ultrasound-assisted brace casting for adolescent idiopathic scoliosis," *Scoliosis*, vol. 10, no. Suppl. 1, p. O38, 2015.
- [34] T. C. MacKenzie, "Techniques for measuring lumbar curvature and lumbar shape of the spine : a literature review," *PROCEEDINGS of the RESNA '96 Annual Conference*, vol. 5, p. 98, 1948.
- [35] G. McLachlan, *Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition*. John Wiley & Sons, 2004, vol. 544.
- [36] P. M. Morse, *Theoretical acoustics*. McGraw-Hill, 1968.
- [37] D. V. Nguyen, Q. N. Vo, L. H. Le, and E. H. M. Lou, "Validation of 3D surface reconstruction of vertebrae and spinal column using 3D ultrasound data—a pilot study," *Medical Engineering & Physics*, vol. 37, no. 2, pp. 239–244, 2015.
- [38] S.-K. Pavani, N. Subramanian, M. D. Gupta, P. Annangi, S. C. Govind, and B. Young, "Quality metric for parasternal long axis b-mode echocardiograms," in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2012, pp. 478–485.

- [39] P. Pudil, J. Novovičová, and J. Kittler, “Floating search methods in feature selection,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 15, no. 11, pp. 1119–1125, 1994.
- [40] N. N. R. Shams, R. Hartley, “Real-time simulation of medical ultrasound from ct images.”
- [41] K. R.M.Cramblitt, “Generation of non-rayleigh speckle distributions using marked regularity models,” *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 4, pp. 867 – 874, 1999.
- [42] Y. Sato, M. Nakamoto, Y. Tamaki, T. Sasama, I. Sakita, Y. Nakajima, M. Monden, and S. Tamura, “Image guidance of breast cancer surgery using 3-D ultrasound images and augmented reality visualization,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 5, pp. 681–693, 1998.
- [43] T. L. Szabo, *Diagnostic ultrasound imaging : inside out*. Academic Press, 2004.
- [44] D. Tran and R. N. Rohling, “Automatic detection of lumbar anatomy in ultrasound images of human subjects,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 57, no. 9, pp. 2248–2256, 2010.
- [45] T. Ungi, F. King, M. Kempston, Z. Keri, A. Lasso, P. Mousavi, J. Rudan, D. P. Borschneck, and G. Fichtinger, “Spinal curvature measurement by tracked ultrasound snapshots,” *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol. 40, no. 2, pp. 447–454, 2014.
- [46] G. Unsgaard, O. Rygh, T. Selbekk, T. B. Müller, F. Kolstad, F. Lindseth, and T. Nagelhus Hernes, “Intra-operative 3D ultrasound in neurosurgery,” *Acta Neurochirurgica*, vol. 148, no. 3, pp. 235–253, 2006.
- [47] W. Wein, A. Khamene, D.-A. Clevert, O. Kutter, and N. Navab, “Simulation and fully automatic multimodal registration of medical ultrasound,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2007, pp. 136–143.
- [48] R. Wu, K. V. Ling, W. Shao, and W. S. Ng, “Registration of organ surface with intra-operative 3D ultrasound image using genetic algorithm,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2003, pp. 383–390.
- [49] M. Young, D. L. Hill, R. Zheng, and E. Lou, “Reliability and accuracy of ultrasound measurements with and without the aid of previous radiographs in adolescent idiopathic scoliosis (AIS),” *European Spine Journal*, vol. 24, no. 7, pp. 1427–1433, 2015.
- [50] S. Yu and K. K. Tan, “Classification of lumbar ultrasound images with machine learning,” in *Simulated Evolution and Learning*, 2014, pp. 287–298.
- [51] S. Yu, K. K. Tan, C. Shen, and A. T. H. Sia, “Ultrasound guided automatic localization of needle insertion site for epidural anesthesia,” in *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2013, pp. 985–990.

- [52] S. Yu, K. K. Tan, B. L. Sng, S. Li, and A. T. H. Sia, “Automatic identification of needle insertion site in epidural anesthesia with a cascading classifier,” *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol. 40, no. 9, pp. 1980–1990, 2014.
- [53] ———, “Lumbar ultrasound image feature extraction and classification with support vector machine,” *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol. 41, no. 10, pp. 2677–2689, 2015.
- [54] S. Zhang, S. Jiang, Z. Yang, and R. Liu, “2D ultrasound and 3D MR image registration of the prostate for brachytherapy surgical navigation,” *Medicine*, vol. 94, no. 40, p. e1643, 2015.
- [55] X. Zhang, M. Günther, and A. Bongers, “Real-time organ tracking in ultrasound imaging using active contours and conditional density propagation,” in *International Workshop on Medical Imaging and Augmented Reality*, 2010, pp. 286–294.

ANNEXE A Annexe A

A.1 Résultat de segmentation automatique d'image échographique vertébrale

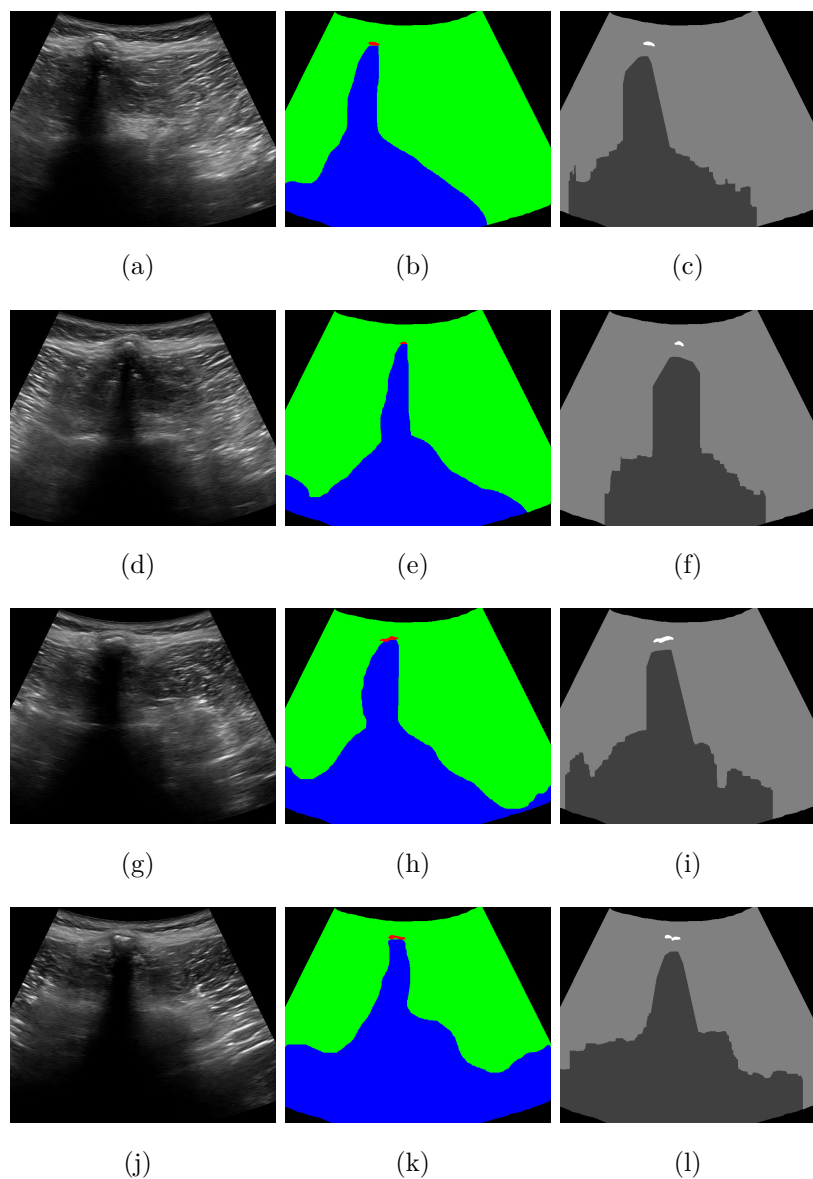


Figure A.1 Résultats de la segmentation automatique sur 4 images. La colonne de gauche correspond aux images originales. La colonne centrale correspond à l'image labéliser. La colonne de droite correspond à la segmentation (En blanc les surface osseuses, en gris foncé l'ombre acoustique et en gris clair les autres tissus).

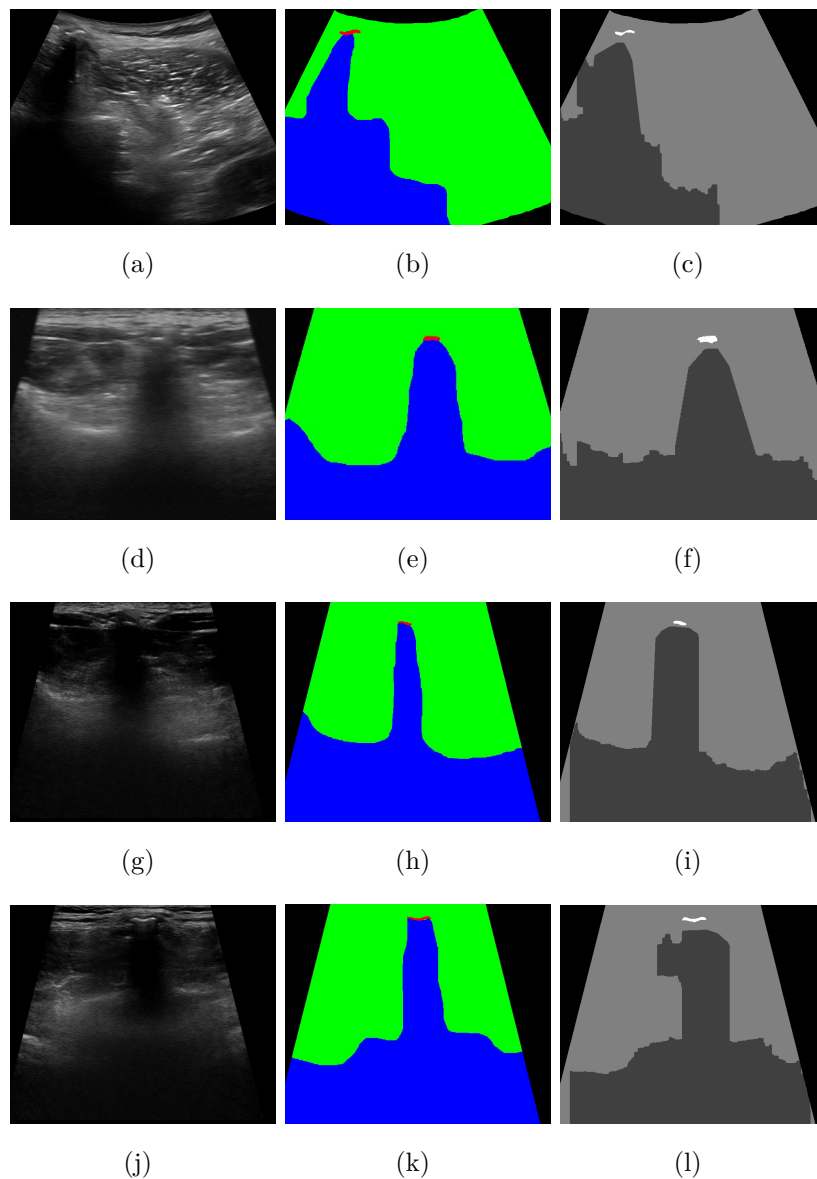


Figure A.2 Résultats de la segmentation automatique sur 4 images. La colonne de gauche correspond aux images originales. La colonne centrale correspond à l'image labéliser. La colonne de droite correspond à la segmentation (En blanc les surface osseuses, en gris foncé l'ombre acoustique et en gris clair les autres tissus).

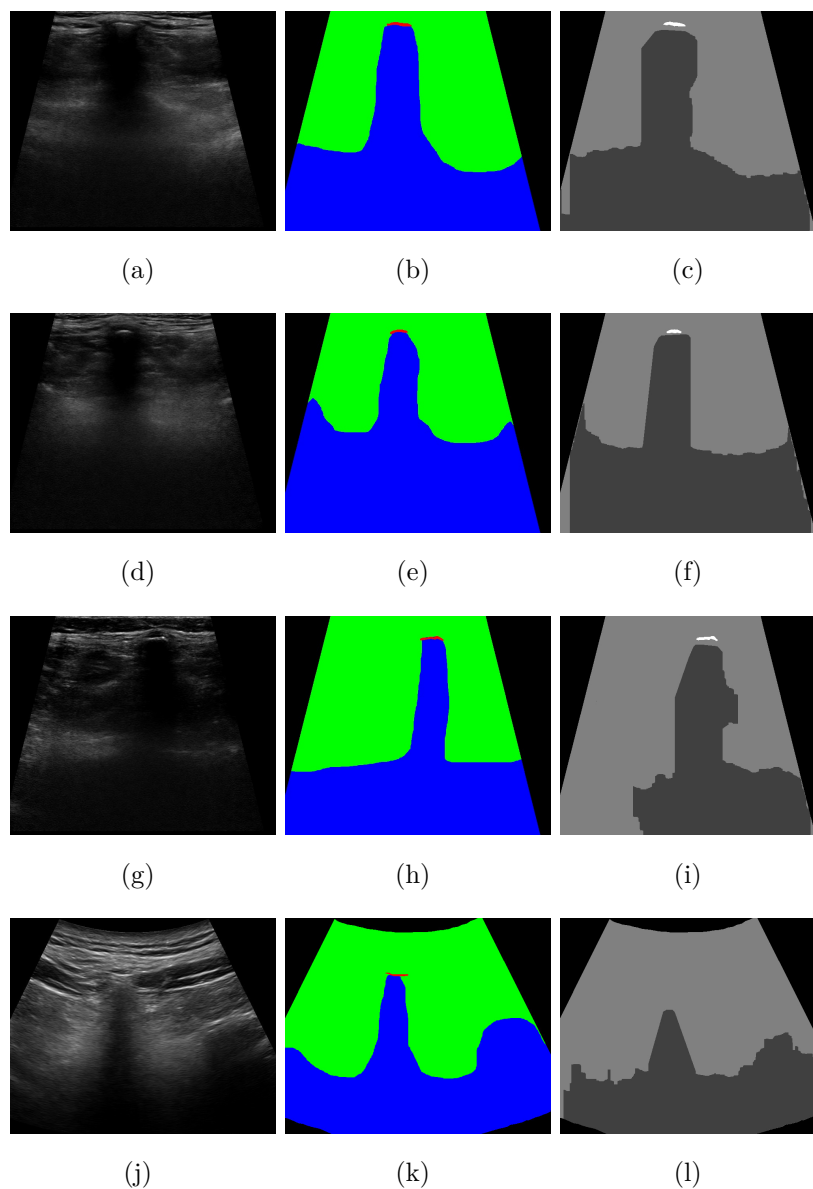


Figure A.3 Résultats de la segmentation automatique sur 4 images. La colonne de gauche correspond aux images originales. La colonne centrale correspond à l'image labéliser. La colonne de droite correspond à la segmentation (En blanc les surface osseuses, en gris foncé l'ombre acoustique et en gris clair les autres tissus).

ANNEXE B Annexe B

B.1 Lecture des données DICOM

La lecture des données est possible grâce à la librairie DcmTk, son objectif est de permettre à l'utilisateur la lecture de données médicales sous le format Dicom, ce format étant la norme standard pour le domaine de l'imagerie médicale. Les données Dicom sont des fichiers constitués d'une suite de champs, chacun d'eux étant défini par une étiquette appelée TAG. Les TAG indiquent le type d'information contenu par le champ, la longueur de la valeur et sa valeur. Ils peuvent correspondre au nom du patient, aux dimensions de l'image, aux paramètres utilisés lors de l'acquisition etc. Grâce aux différentes fonctions de la librairie, il nous a été possible de récupérer les différentes coupes IRM de notre volume, mais aussi l'espacement entre chacune d'elles et la taille d'un pixel, nous permettant ainsi d'avoir les positions dans l'espace de tous nos pixels.

ANNEXE C Annexe C

C.1 Manuel utilisateur du s imulateur d'images échographiques

C.1.1 Introduction

SIMUS est une interface permettant la simulation d'ultrasons à partir de données volumiques. Ce logiciel est au stade de développement, c'est pourquoi une segmentation manuelle des images médicales est nécessaire afin de pouvoir simuler des images échographiques. Son but est d'aider l'utilisateur à utiliser les ultrasons pour visualiser des zones d'intérêts, il pourra placer et orienter la sonde comme il le désire et évaluer le résultat. L'utilisateur pourra donc se faire une idée du résultat qu'il est censé obtenir lorsqu'il fera des acquisitions réelles avec une sonde échographique. Dans la suite du document nous allons expliquer comment ce logiciel fonctionne.

Vue générale du logiciel à l'ouverture

Lors du lancement de l'exécutable l'interface de SIMUS s'ouvrira Fig C.1. C'est une interface simple d'utilisation, voici les différents éléments qui la composent :

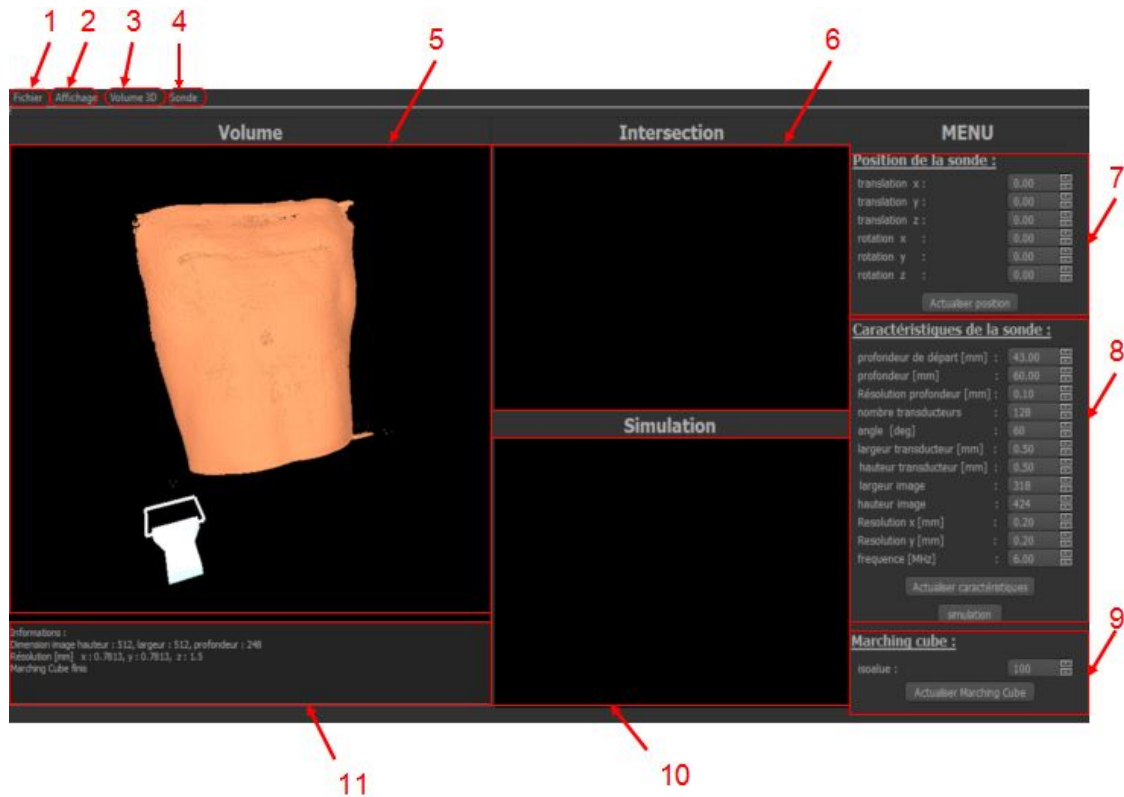


Figure C.1 Interface utilisateur du logiciel SIMUS

- 1 : le bouton *fichier* permet la gestion des fichiers d'ultrasons.
- 2 : le bouton *Affichage* gère l'affichage des données dans la fenêtre 5.
- 3 : le bouton *Volume 3D* gère le chargement des données volumiques médicales.
- 4 : le bouton *Sonde* permet la gestion de la sonde ultrasons utilisée.
- 5 correspond à la fenêtre où s'affiche toutes les données 3D.
- 6 correspond à la fenêtre où s'affiche l'image d'intersection entre le plan de la sonde et le volume 3D.
- 7 correspond au menu concernant la position 3D de la sonde.
- 8 correspond au menu concernant les caractéristiques de la sonde.
- 9 correspond au menu concernant le marching Cube (l'affichage de l'iso-surface)
- 10 correspond à la fenêtre où s'affiche l'image ultrason utilisée
- 11 est une fenêtre contenant des informations sur les données volumiques chargées.

C.1.2 Utilisation du logiciel

Chargement et représentation de données volumiques

La première étape pour utiliser le logiciel est de charger des données volumiques médicales. Pour cela il faut cliquer sur le bouton *Volume 3D* Fig C.2.a et chercher le dossier dans lequel se trouvent les données. Les données doivent être des fichiers DICOM, cela peut être un seul fichier DICOM (mais il faut que ça soit des données volumiques), ou plusieurs fichiers DICOM correspondant à chaque coupe. Lorsque les données sont chargées, il est nécessaire de rentrer une isovaleur dans le menu correspondants au Marching Cube Fig C.2.b pour une visualisation des données. Une représentation de l'iso-surface s'affichera dans la fenêtre concernant le volume 3D Fig C.2.d. De plus, des informations concernant la résolution et la dimension des données volumiques s'afficheront dans la fenêtre en-dessous du volume 3D Fig C.2.c.

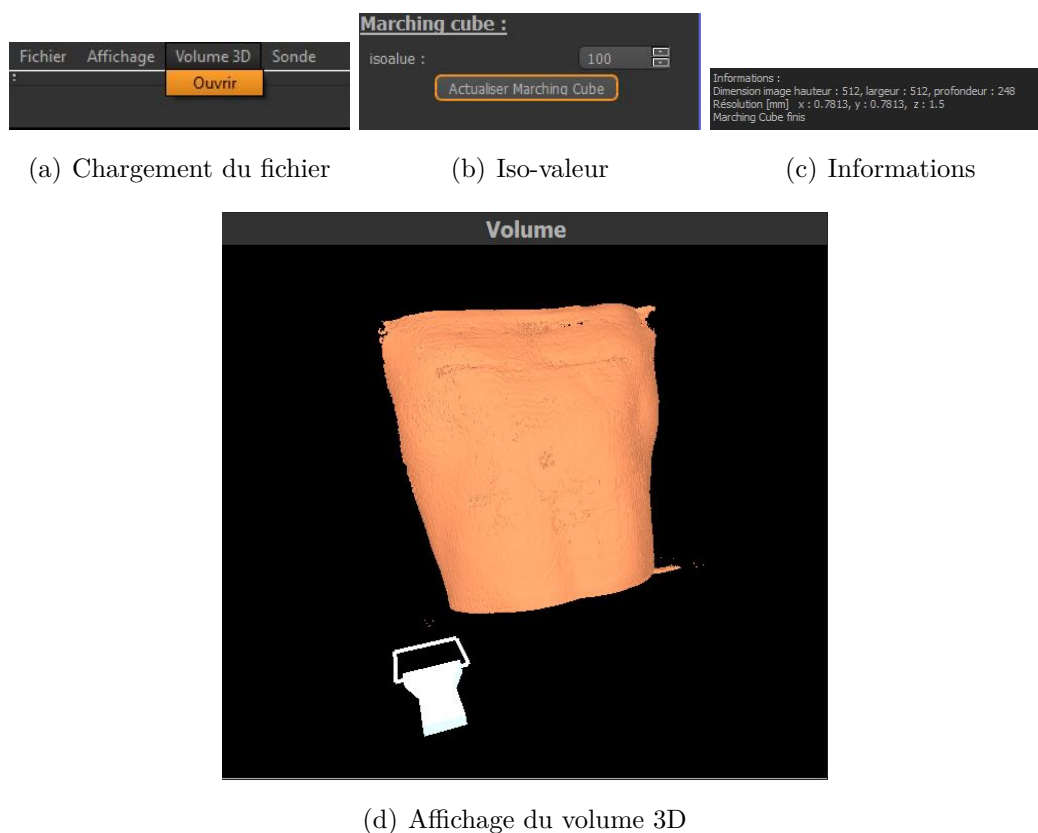


Figure C.2 Etapes du chargement et de la visualisation de données volumiques 3D

De plus le bouton *Affichage* Fig C.3 permet d'afficher ou de cacher :

- Le volume 3D.

- La sonde.
- Le repère dans l'espace, l'axe rouge correspond à l'axe des X, le vert correspond à l'axe des Y, et le bleu correspond à l'axe des Z.

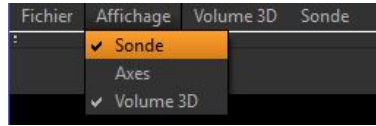


Figure C.3 Bouton d'affichage des données 3D

Sonde ultrason

Caractéristiques : Il est possible de choisir plusieurs caractéristiques pour la sonde Fig C.4.

- La profondeur de départ va déterminer la largeur du faisceau de la sonde au début. Dans notre modèle simplifié pour la construction du masque de notre faisceau ultrason, les lignes RF sont tirées d'un même centre. La profondeur de départ correspond à la position des transducteurs par rapport à ce centre. Plus cette mesure est grande, plus l'ouverture de notre faisceau sera importante. Cette profondeur est en millimètres.
- La profondeur correspond à la profondeur de notre image ultrason. Cette profondeur est en millimètres.
- La résolution de profondeur correspond à la résolution sur chacune des lignes RF selon la prondeur, ce paramètre est utile pour la simulation lors de la création de l'image polaire. Cette profondeur est en millimètres.
- Le nombre de transducteurs correspond au nombre de transducteurs de notre sonde. Il détermine le nombre de rayon RF tiré par notre sonde, ce paramètre est utile pour la simulation lors de la création de l'image polaire.
- L'angle de notre faisceau correspond à l'angle fait par notre faisceau ultrason.
- La largeur d'un transducteur et la hauteur d'un transducteur sont des paramètres utilisée lors de la simulation de notre image. Ils jouent sur la modélisation du psf de notre système. Les dimensions sont en millimètres.
- La hauteur et la largeur de l'image sont des paramètres en pixels.

- La résolution en x et y correspond à la résolution de notre images ultrasons, ils sont en millimètres.
- La fréquence correspond à la fréquence de notre sonde, cette fréquence est en Mégahertz.

Caractéristiques de la sonde :

profondeur de départ [mm] :	43.00	▲ ▼
profondeur [mm] :	60.00	▲ ▼
Résolution profondeur [mm] :	0.10	▲ ▼
nombre transducteurs :	128	▲ ▼
angle [deg] :	60	▲ ▼
largeur transducteur [mm] :	0.50	▲ ▼
hauteur transducteur [mm] :	0.50	▲ ▼
largeur image :	318	▲ ▼
hauteur image :	424	▲ ▼
Resolution x [mm] :	0.20	▲ ▼
Resolution y [mm] :	0.20	▲ ▼
frequence [MHz] :	6.00	▲ ▼

Actualiser caractéristiques

Figure C.4 Caractéristiques de la sonde échographique utilisée

Il est possible de sauvegarder les paramètres de notre sonde, mais aussi de charger les paramètres d'une autre sonde grâce au bouton *Sonde* Fig C.5. Ces paramètres sont sauvegardés dans un fichier texte dans le même ordre que celui décrit dans le menu.

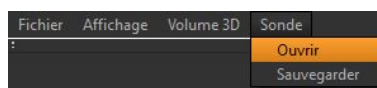


Figure C.5 Bouton permettant la gestion de la sonde ultrasons utilisée.

Position de la sonde : SIMUS permet une gestion des six degrés de liberté de la sonde ultrasons Fig C.6. Il est possible d'effectuer une translation selon l'axe x, y et z, mais aussi

une rotation selon chacun de ces axes. Les translations se font en millimètres et les rotations en degrés.



Figure C.6 Gestion de la position de la sonde

Après le choix de la position de la sonde dans l'espace, l'actualisation de la sonde va calculer l'intersection entre le plan image de la sonde et le volume 3D. Cette intersection sera affichée dans la fenêtre intersection, un exemple est montré en Fig C.7.

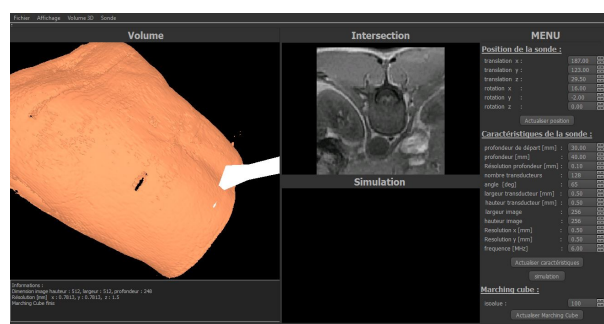


Figure C.7 Intersection du plan image de la sonde et du volume 3D

Simulation ultrason

Le but de SIMUS est de simuler une image ultrason à partir de l'image d'intersection, or pour pouvoir simuler une image ultrason il est nécessaire de savoir quelle type de structure est rencontrée dans l'image. SIMUS ne contient pas une segmentation automatique d'image IRM, pour l'instant il est nécessaire d'effectuer une segmentation manuelle de notre image.

Pour ce faire, il faut tout d'abord sauvegarder notre intersection Fig C.8 (a)&(d), créant un dossier contenant les informations concernant la sonde et sa position mais aussi l'image

d'intersection. Puis, dans ce dossier, il faudra effectuer une segmentation manuelle Fig C.8 (b)&(e). Cette segmentation peut se faire à partir de n'importe quel logiciel de traitement d'image. Chaque structure a une impédance acoustique et un coefficient d'atténuation propre qui est nécessaire à la simulation. Une intensité de gris entre 0 et 255 a donc été associée à chacune de ces structures, lors de la segmentation manuelle, il faudra donc associer la bonne intensité de gris à la bonne structure, puis cliquer sur le bouton *simulation* (c)&(f) pour simuler l'image échographique C.8.

Voici les intensités de gris choisies pour la segmentation manuelle :

- **Air** : 0
- **Gras** : 25
- **Eau** : 50
- **Sang** : 75
- **Rein** : 100
- **Tissu mou** : 125
- **Foie** : 150
- **Muscle** : 175
- **Peau** : 200
- **Os** : 225

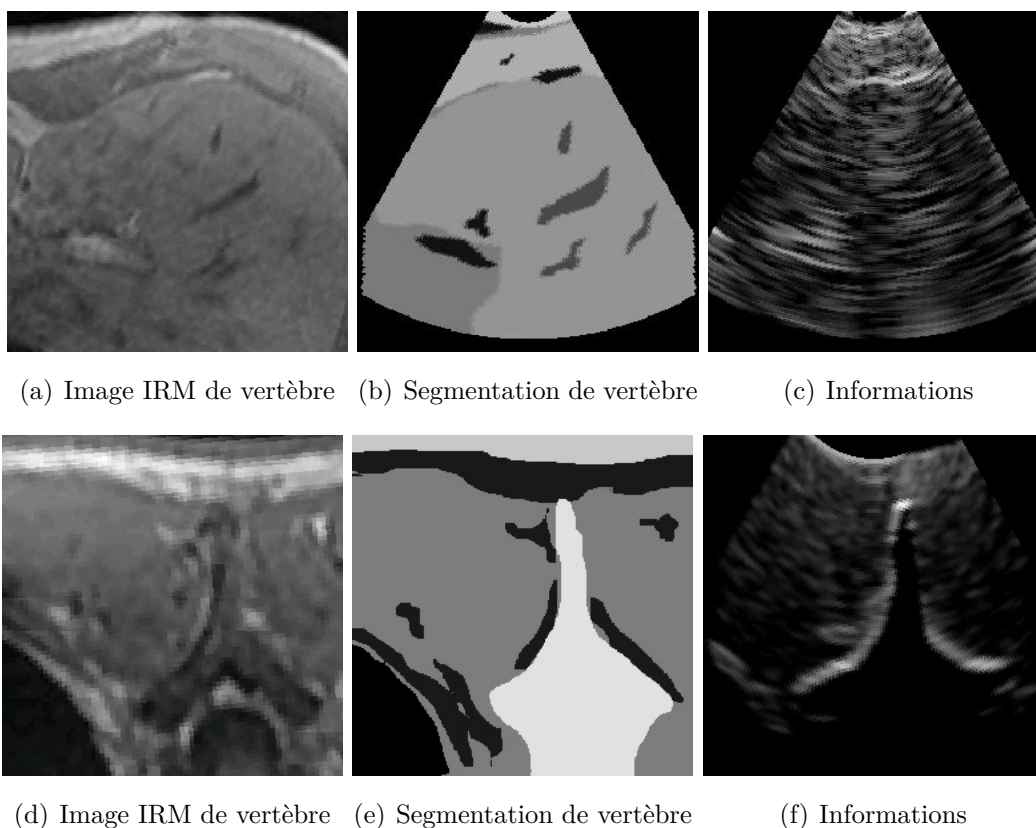


Figure C.8 Exemples de simulation d'images échographiques. (a) & (d) Images IRM obtenues à partir du simulateur. (b) & (e) Segmentation manuelle des images IRM en utilisant les bonnes intensités de gris. (c) & (f) Images échographiques simulées obtenues à partir des segmentations manuelles et du simulateur.